

**ESTIMASI DEFORESTASI LAHAN GAMBUT AKIBAT KEBAKARAN
DI KABUPATEN ROKAN HILIR PROVINSI RIAU MENGGUNAKAN
PENDEKATAN *SPATIAL DATA MINING***

DEWI ASIAH SHOFIANA



**SEKOLAH PASCASARJANA
INSTITUT PERTANIAN BOGOR
BOGOR
2018**

PERNYATAAN MENGENAI TESIS DAN SUMBER INFORMASI SERTA PELIMPAHAN HAK CIPTA

Dengan ini saya menyatakan bahwa tesis berjudul Estimasi Deforestasi Lahan Gambut Akibat Kebakaran di Kabupaten Rokan Hilir Provinsi Riau Menggunakan Pendekatan *Spatial Data Mining* adalah benar karya saya dengan arahan dari komisi pembimbing dan belum diajukan dalam bentuk apa pun kepada perguruan tinggi mana pun. Sumber informasi yang berasal atau dikutip dari karya yang diterbitkan maupun tidak diterbitkan dari penulis lain telah disebutkan dalam teks dan dicantumkan dalam Daftar Pustaka di bagian akhir tesis ini.

Dengan ini saya melimpahkan hak cipta dari karya tulis saya kepada Institut Pertanian Bogor.

Bogor, Agustus 2018

Dewi Asiah Shofiana
NIM G651170466

RINGKASAN

Dewi Asiah Shofiana. Estimasi Deforestasi Lahan Gambut Akibat Kebakaran di Kabupaten Rokan Hilir Provinsi Riau Menggunakan Pendekatan *Spatial Data Mining*. Dibimbing oleh IMAS SUKAESIH SITANGGANG dan LAILAN SYAUFINA.

Indonesia tercatat memiliki 14.9 juta hektar lahan gambut yang terus mengalami deforestasi akibat kegiatan alih fungsi tutupan lahan atau dikenal sebagai *Land Use, Land Use Change and Forestry* (LULUCF). Lahan gambut berperan penting dalam pelestarian sumber daya air, peredam banjir, pendukung keanekaragaman hayati, pengendali iklim, dan khususnya sebagai penambat karbon yang berkontribusi mengurangi emisi gas rumah kaca. Kebakaran hutan gambut akan mendekomposisi karbon ke atmosfer. Pembakaran hutan gambut alami diduga menjadi awal pembukaan lahan baru dalam kegiatan LULUCF.

Tujuan dari penelitian ini adalah mengidentifikasi dan mengestimasi deforestasi lahan gambut dan melihat keterkaitannya dengan insiden kebakaran yang ditandai dengan sekuens titik panas. Area studi adalah Rokan Hilir yang merupakan salah satu kabupaten dengan kejadian kebakaran tertinggi di tahun 2015. Citra landsat 8 yang digunakan ada tiga periode, yaitu 11 Mei 2014 (sebelum kebakaran), 2 Agustus 2015 (kebakaran), dan 19 Juli 2016 (setelah kebakaran). Citra tahun 2014 dan 2016 yang dianalisis adalah tutupan lahannya sedangkan citra tahun 2015 fokus pada wilayah kebakaran. Ketiga periode citra tersebut diklasifikasikan dengan algoritme C5.0. Hasil klasifikasi citra tahun 2014 dibandingkan dengan klasifikasi citra tahun 2016, khususnya terhadap perubahan tutupan wilayah gambut. Perbandingan yang dilakukan merupakan perbandingan berbasis piksel. Kebakaran tahun 2015 yang diindikasikan sekuens titik panas akan diplot posisi di atas citra hasil klasifikasi tahun 2015 untuk meyakinkan area kebakaran..

Estimasi luas deforestasi dilakukan dengan menggunakan teknik *spatio-temporal data mining*. Rokan Hilir menjadi area studi pilihan karena merupakan area yang masih memiliki banyak hutan alami dan mengalami tingkat kebakaran yang tinggi di Riau pada tahun 2015. Penerapan algoritme C5.0 menghasilkan model dengan akurasi sebesar 85% dan mengestimasi bahwa luas kebakaran pada tahun 2015 mencapai 18949 ha dan 12622 ha di antaranya tutupan lahannya berubah. Dari total luas 1936.9 ha lahan gambut, 643.7 ha mengalami deforestasi. Penelitian diharapkan dapat mengetahui estimasi deforestasi lahan gambut serta kaitannya dengan kebakaran hutan sehingga berguna bagi pemerintah dalam menentukan kebijakan pembangunan dan pengendalian kebakaran hutan.

Kata kunci: *data mining*, deforestasi, lahan gambut, LULUCF, spasial, titik panas

SUMMARY

Dewi Asiah Shofiana. Estimation of Peatland Deforestation Caused by Fire in Rokan Hilir District, Riau Province, Indonesia Approached Using Spatial Data Mining Method. Supervised by IMAS SUKAESIH SITANGGANG and LAILAN SYAUFINA.

Indonesia has recorded 14.9 million hectares of peatland that continues to be deforested due to land cover change or otherwise known as Land Use, Land Use Change, and Forestry (LULUCF). Peatland holds a crucial role in our ecosystem, including conservation of water resources, flood absorbers, enhance the biodiversity and stabilize climate control. Peatlands serves as carbon blockers which could contribute to reducing greenhouse gas emissions. The burning of natural peat forests is allegedly to be the beginning of opening new fields in LULUCF activities.

This research aimed to identify and estimate peatland deforestation and its linkages with fire occurrence indicated by hotspot sequences. Rokan Hilir was selected as the study area since it is one of the districts with highest fire incidence in 2015. There were three periods of landsat 8 imageries processed with C5.0 algoritm in this study, including May 11 2014 (before fire), August 2 2015 (fire), and July 16 2016 (after fire). The image of 2014 and 2016 were analyzed in the land use aspect whereas 2015 image focuses on fire incidence area. Classified image of 2014 was compared to the result of classification in 2016, especially on changes in peatland use. Fires in 2015 indicated by hotspot sequences were superimposed over the 2015 classification image to confirm the area of fire.

Estimation of deforestation area was done using spatial data mining technique. Selected study area was Rokan Hilir since it still has many natural forest remaining and was one of the district with the highest fire incidence in 2015. By implementing the C5.0 algorithm, this research obtained a model with the accuracy of 85% which estimated that fire in 2015 affected 18949 ha of peatland in Rokan Hilir causing 12622 ha of land functions to change. There were 1936.9 ha of peatland forest in which 643.7 ha are categorized as deforestation. The study is expected to obtain the estimation of deforestation in peatlands as well as its relation to forest fires thus it can be useful for the government in determining forest fire development and control policies.

Keywords: data mining, deforestation, hotspots, LULUCF, peatland, spatial

© Hak Cipta Milik IPB, Tahun 2018
Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan atau menyebutkan sumbernya. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik, atau tinjauan suatu masalah; dan pengutipan tersebut tidak merugikan kepentingan IPB

Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apa pun tanpa izin IPB

**ESTIMASI DEFORESTASI LAHAN GAMBUT AKIBAT KEBAKARAN
DI KABUPATEN ROKAN HILIR PROVINSI RIAU MENGGUNAKAN
PENDEKATAN *SPATIAL DATA MINING***

DEWI ASIAH SHOFIANA

Tesis
sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar
Magister Ilmu Komputer
pada
Program Studi Ilmu Komputer

**SEKOLAH PASCASARJANA
INSTITUT PERTANIAN BOGOR
BOGOR
2018**

Penguji Luar Komisi pada Ujian Tesis: Dr Eng Annisa, SKom MKom

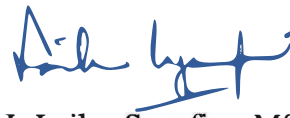
Judul Tesis : Estimasi Deforestasi Lahan Gambut Akibat Kebakaran di
Kabupaten Rokan Hilir Provinsi Riau Menggunakan
Pendekatan *Spatial Data Mining*
Nama : Dewi Asiah Shofiana
NIM : G651170466

Disetujui oleh

Komisi Pembimbing



Dr Imas Sukaesih Sitanggang, SSi MKom
Ketua



Dr Ir Lailan Syaufina, MSc
Anggota

Diketahui oleh

Plh. Ketua Program Studi
Ilmu Komputer



Dr Eng Annisa, SKom MKom

Dekan Sekolah Pascasarjana



Prof Dr Ir Anas Miftah Fauzi, MEng

Tanggal Ujian: 1 Agustus 2018

Tanggal Lulus: 20 AUG 2018

PRAKATA

Puji dan syukur kepada Allah *subhanahu wa ta'ala* atas segala karunia-Nya sehingga karya ilmiah ini berhasil diselesaikan. Tema yang dipilih dalam penelitian yang dilaksanakan sejak bulan November 2017 ini adalah *data mining* yang merupakan lanjutan riset saat sarjana, dengan judul Estimasi Deforestasi Lahan Gambut Akibat Kebakaran di Kabupaten Rokan Hilir Provinsi Riau Menggunakan Pendekatan *Spatial Data Mining*.

Penulisan tesis ini merupakan karya ilmiah dari gelar Master yang dilakukan oleh penulis sendiri. Banyak kendala dan tantangan dari awal penelitian dilaksanakan. Doa, dukungan, dan kasih sayang dari Ibu Wamiliana dan Ayah Mohammad serta kedua saudara penulis yaitu Kak Najma Annuria Fithri dan Nadya Ramadhani Ikhsana menjadi kekuatan untuk menyelesaikan penelitian ini. Terima kasih juga penulis sampaikan kepada Ibu Dr Imas Sukaesih Sitanggang, SSi MKom dan Ibu Dr Ir Lailan Syaufina, MSc selaku komisi pembimbing, yang senantiasa mengarahkan, memberikan solusi ketika kesulitan, dan ikhlas meluangkan waktunya untuk memberikan bimbingan selama penelitian. Penulis juga menyampaikan terima kasih kepada:

- 1 Ibu Dr Ir Sri Wahjuni, MT selaku Ketua Program Studi Magister Ilmu Komputer IPB.
- 2 Ibu Dr Eng Annisa, SKom MKom selaku penguji luar komisi pembimbing yang telah memberikan banyak saran dalam penyempurnaan karya ini.
- 3 Seluruh dosen, staf tata usaha, dan staf pegawai Departemen Ilmu Komputer dan Sekolah Pascasarjana IPB.
- 4 Seluruh teman-teman sebidang, yaitu Satya Arisena Hendrawan, Asep Rahmat Ginanjar, dan Rozali Ilham.
- 5 Kak Anis Fitri Nur Masruriyah dan Kak Yaumil Sitta yang menjadi teman diskusi selama penyelesaian tugas akhir.
- 6 Kak Fila, Kak Nia, Kak Eca, Kak Vika, Kak Ratu, Mba Lina, dan Hilmi yang selalu memberikan semangat.
- 7 Teman-teman "KECEN" yang selalu mendukung, yaitu Wasil, Agitha, Sarah, Pina, Fanni, Yanti, Giselle, dan Keke.
- 8 Annisa Idzni Y, Nur Rizky A, Miselia A, Rosy Ady P selaku sahabat di asrama A3 lorong 8 yang senantiasa memotivasi.
- 9 Seluruh teman-teman Program Pascasarjana Ilmu Komputer IPB angkatan 2016 dan 2017.

Semoga segala bantuan, bimbingan, motivasi, dan dukungan yang telah diberikan kepada penulis senantiasa dibalas oleh Allah *subhanahu wa ta'ala*. Semoga karya ilmiah ini memberikan manfaat dan menambah wawasan bagi pembaca. *Jazakamullah khairan katsiran wa jazakumullah ahsanal jaza*.

Bogor, Agustus 2018

Dewi Asiah Shofiana

DAFTAR ISI

DAFTAR TABEL	vii
DAFTAR GAMBAR	vii
DAFTAR LAMPIRAN	vii
1 PENDAHULUAN	1
Latar Belakang	1
Perumusan Masalah	3
Tujuan Penelitian	3
Manfaat Penelitian	3
Ruang Lingkup Penelitian	3
2 TINJAUAN PUSTAKA	4
<i>Land Use Land Cover Change</i>	4
Titik Panas	5
<i>Spatial Data Mining</i>	6
<i>Sequential Pattern Mining</i>	6
3 METODE PENELITIAN	9
Area Studi dan Sumber Data	9
Peralatan Penelitian	9
Tahapan Penelitian	10
Praproses Citra Satelit	10
Proses Klasifikasi Citra Satelit	11
Analisis Model Klasifikasi Citra Satelit	13
Deteksi Perubahan Tutupan Lahan	14
Analisis Hubungan Perubahan Tutupan Lahan dengan Kebakaran	15
4 HASIL DAN PEMBAHASAN	15
Hasil Praproses Citra Satelit	15
Klasifikasi Citra Satelit	16
Analisis Model Klasifikasi Citra Satelit	20
Deteksi Perubahan Tutupan Lahan	21
Analisis Hubungan Perubahan Tutupan Lahan dengan Kebakaran	25
5 SIMPULAN DAN SARAN	30
Simpulan	30
Saran	30
DAFTAR PUSTAKA	31
LAMPIRAN	34
RIWAYAT HIDUP	40

DAFTAR TABEL

1	Kelas tutupan lahan (BSN 2014)	4
2	Contoh data transaksi terurut	7
3	Contoh <i>large itemset</i> pada <i>minimum support</i> = 40%	7
4	Hasil transformasi <i>database</i>	7
5	Atribut <i>dataset</i> titik panas	9
6	Kriteria keterpisahan berdasarkan <i>Transformed Divergence</i> (TD)	12
7	<i>Confusion matrix</i>	13
8	Keeratan kesepakatan koefisien Kappa	14
9	Contoh <i>output</i> hasil ekstraksi DN	17
10	Contoh hasil uji separabilitas	18
11	Akurasi rata-rata model klasifikasi citra 2014 berbasis aturan	18
12	Akurasi rata-rata model klasifikasi citra 2015 berbasis aturan	19
13	<i>Confusion matrix</i> model klasifikasi citra tahun 2014	20
14	<i>Confusion matrix</i> model klasifikasi citra tahun 2015	20
15	Kesalahan omisi dan komisi model klasifikasi citra tahun 2014	21
16	Kesalahan omisi dan komisi model klasifikasi citra tahun 2015	21
17	Estimasi perubahan tutupan lahan antara tahun 2014 dan 2016	22
18	Estimasi luas tutupan lahan tahun 2014 dan 2016 di area gambut	23
19	Estimasi luas setiap kelas citra tahun 2015	24
20	Estimasi luas tutupan lahan tahun 2014 dan 2016 pada area kebakaran	26
21	Perubahan tutupan lahan tahun 2014 dan 2016 pada area kebakaran	28
22	Luas deforestasi gambut Rokan Hilir periode 2014-2016	29

DAFTAR GAMBAR

1	Tahapan penelitian	10
2	Proses kombinasi <i>band</i> (a) Citra satelit <i>band</i>	16
3	Hasil <i>clipping</i> citra 2014, 2015, dan 2016 dengan peta Kabupaten	16
4	Contoh sampel kelas citra tahun 2015	17
5	Contoh sampel kelas tutupan lahan 2014 dan 2016	17
6	Hasil klasifikasi citra 2014 dan 2016 dengan algoritme C5.0	22
7	Visualisasi lahan 2014 dan 2016 di area gambut	23
8	Hasil klasifikasi citra tahun 2015	24
9	Plot posisi pola sekuens dan titik panas dengan citra tahun 2015	25
10	Perbandingan kelas citra tahun 2014 dan 2016 di area kebakaran 2015	26
11	Citra hasil proses <i>raster calculator</i>	27

DAFTAR LAMPIRAN

1	Hasil uji separabilitas sampel	35
2	<i>Pseudocode</i> program R untuk klasifikasi citra	35

3	Contoh perhitungan <i>Tranformed Divergence</i> (TD)	37
4	Jumlah piksel tahun 2014 dan 2016	38
5	Jumlah piksel tahun 2015	38
6	Jumlah piksel lahan 2014 dan 2016 di area kebakaran tahun 2015	38
7	Jumlah piksel lahan 2014 dan 2016 di area kebakaran tahun 2015	39

1 PENDAHULUAN

Latar Belakang

(Syaufina 2008), Indonesia adalah salah satu negara tropis dengan lahan gambut terluas. Lahan gambut seluas 14.9 juta hektar tersebar di Pulau Sumatra, Kalimantan, dan Papua (BB Litbang SDLP 2011). Lahan gambut berperan penting dalam pelestarian sumber daya air, peredam banjir, pendukung keanekaragaman hayati, dan pengendali iklim. Sayangnya, kelangsungan lahan gambut semakin hari semakin mengkhawatirkan (Muslim dan Kurniawan 2008). Pada tahun 2009, sekitar 10.7 juta hektar lahan gambut mengalami perubahan penggunaan lahan. Dalam periode 2000 hingga 2009, lahan gambut mengalami deforestasi seluas 2 juta hektar dengan Pulau Sumatra sebagai penyumbang deforestasi lahan gambut terluas yaitu seluas 0.98 juta hektar (Sumargo *et al.* 2011).

Kebakaran hutan telah menjadi bencana tahunan di Indonesia yang berdampak pada degradasi lahan gambut. Pada tahun 2014, kebakaran hutan di wilayah Kalimantan mencapai total 2.33 ribu hektar (KLHK 2015). Terjadinya kebakaran pada lahan gambut dipengaruhi oleh beberapa faktor, di antaranya adalah faktor manusia dan cuaca. Faktor manusia sulit untuk dihilangkan karena didasarkan pada kesadaran dari manusia itu sendiri, sedangkan musim kemarau yang berkepanjangan merupakan salah satu faktor cuaca yang memengaruhi kebakaran pada lahan gambut.

Dampak kebakaran hutan sangat merugikan manusia dan lingkungan. Dampak yang ditimbulkan di antaranya hilangnya biomassa dan keanekaragaman hayati, terjadinya proses subsiden, hilangnya fungsi penyerapan karbon serta timbulnya kabut asap yang menyebabkan gangguan kesehatan dan transportasi (Syaufina 2008). Kebakaran gambut didominasi oleh *ground fire* yaitu api menjalar di bawah permukaan dengan pembakaran yang tidak menyala (*smoldering*) (Syaufina 2008). Meskipun pada permukaan tanah tidak terlihat api yang menjalar dan pergerakannya lambat, tetapi *ground fire* sulit dikendalikan. Hal itu disebabkan sumber api yang tidak diketahui secara pasti letaknya. Selain itu, pada pembakaran *smoldering*, api dapat bertahan lama dan menghasilkan kabut asap tebal. Kabut asap dapat mengakibatkan gangguan infeksi saluran pernapasan atas (ISPA) yang dapat menyebabkan kematian. Aktivitas penerbangan juga sering dibatalkan karena jarak pandang yang tidak memenuhi syarat.

Titik panas (*hotspot*) adalah suatu indikator kebakaran hutan yang mendeteksi suatu lokasi yang memiliki suhu permukaan relatif lebih tinggi dibandingkan dengan suhu di sekitarnya (Kemenhut 2009). Semakin banyak titik panas yang terdeteksi, semakin tinggi kemungkinan kebakaran terjadi. Meski demikian, tidak semua titik panas dapat dijadikan sebagai indikator kebakaran. Titik panas dapat dikatakan sebagai indikator kebakaran hutan jika terdeteksi muncul selama dua hingga lima hari secara berturut-turut (Nurulhaq dan Sitanggang 2015). Oleh karena itu, *sequential pattern mining* dapat diterapkan untuk mendapatkan pola sekuens dari titik panas untuk identifikasi *fire spot* (titik kebakaran).

Lahan gambut merupakan area lahan yang harus dilindungi karena menyimpan cadangan karbon (C) cukup tinggi dibandingkan dengan tanah mineral. Hutan gambut merupakan hutan yang terdapat di daerah bergambut yang digenangi

air tawar dalam keadaan asam dan di dalamnya terdapat penumpukan bahan-bahan tanaman yang telah mati. Pada hutan alami, lahan gambut berfungsi sebagai penambat karbon yang berkontribusi dalam mengurangi gas rumah kaca di atmosfer (Agus dan Subiksa 2008, Indriyanto 2005). Semakin dalam lahan gambut, maka cadangan karbon yang tersimpan akan semakin banyak. Apabila hutan gambut ditebang dan didrainase, maka cadangan karbon yang tersimpan akan mudah terdekomposisi dan menghasilkan emisi gas rumah kaca CO₂. Sektor kehutanan Indonesia adalah penyumbang emisi gas rumah kaca cukup besar, yaitu sebesar 48% yang dihasilkan dari kegiatan penggunaan lahan dan alih fungsi lahan dan kehutanan yang dikenal sebagai LULUCF (*Land Use, Land Use Change and Forestry*) (KLH 2009).

Data titik panas memiliki aspek spasial dan *temporal* serta memiliki ukuran dimensi maupun data yang cukup besar. Analisis data secara manual akan membutuhkan sumber daya yang sangat besar. Teknik *data mining* merupakan alternatif yang memungkinkan menemukan pola yang lebih akurat dengan sumber daya lebih terbatas. Selain itu, teknik *data mining* memungkinkan menghasilkan pola yang tidak dihasilkan oleh teknik lain, salah satunya adalah pola sekuensial. Pemanfaatan pola sekuensial berdasarkan aspek *spatio-temporal* memungkinkan untuk menghasilkan prediksi urutan kemunculan titik panas pada tempat dan waktu tertentu. Perubahan tutupan lahan dapat dianalisis dengan memanfaatkan aspek *spatio-temporal* untuk melihat perubahan lahan secara spasial dan pola sekuens titik panas untuk melihat area yang banyak terjadi kemunculan titik panas secara berurutan. Beberapa penelitian dalam prediksi terjadinya kebakaran hutan yang dilakukan belum banyak yang menggunakan kedua aspek tersebut, namun hanya salah satu dari keduanya.

Penelitian terkait *sequential pattern mining* telah dilakukan sebelumnya oleh Nurulhaq dan Sitanggang (2015). Penelitian tersebut melakukan penggalian pola sekuens data titik panas di Provinsi Riau tahun 2000 sampai 2014 menggunakan PrefixSpan. Hasil penelitian didapatkan pola sekuens penting dengan panjang bervariasi dengan *support* antara 1-11% dan menyimpulkan bahwa interval kemunculan titik panas menjadi indikator kuat kebakaran adalah 3 hari. Selain itu, Agustina dan Sitanggang (2015) juga melakukan penelitian untuk mendapatkan pola sekuens titik panas Provinsi Riau tetapi dengan algoritme yang berbeda yaitu Clospan serta menambahkan faktor cuaca. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritme Clospan dapat menemukan pola sekuens pada data titik panas di Provinsi Riau dan menyimpulkan bahwa wilayah yang kerap muncul titik panas adalah wilayah dengan *precipitation* 0.3 per inch per 6 jam dan suhu 29.44°C.

Penelitian terkait prediksi perubahan tutupan lahan gambut telah dilakukan oleh Khaira *et al.* (2016). Penelitian ini melakukan pembangunan model prediksi perubahan tutupan lahan gambut di Kabupaten Rokan Hilir Provinsi Riau dengan menggunakan teknik klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM) dan rantai Markov. Model tersebut dibangun dengan tiga jenis kombinasi interval tahun dan diuji untuk memprediksi tutupan lahan tahun 2013. Hasil penelitian tersebut menghasilkan model dengan prediksi yang baik, dengan indeks kesesuaian prediksi dan aktual sebesar 0.95. Dari penelitian juga menunjukkan bahwa *trend* area non vegetasi semakin meningkat dan area vegetasi rapat menurun sebesar 61%.

Berdasarkan pemaparan di atas, penelitian ini mengambil topik analisis perubahan tutupan lahan gambut berdasarkan aspek *spatio-temporal* dengan

menambahkan data pola sekuens titik panas. Sekuens titik panas yang mengindikasikan kebakaran hutan akan dilihat apakah memengaruhi perubahan tutupan lahan gambut dalam suatu periode. Penelitian ini diharapkan dapat membantu pihak terkait dalam mengetahui hubungan perubahan tutupan lahan gambut dengan kejadian kebakaran hutan yang diindikasikan dengan sekuens titik panas sehingga berguna dalam menentukan kebijakan pengelolaan lahan.

Perumusan Masalah

Kegiatan alih fungsi lahan ini mengganggu keseimbangan ekosistem karena menyebabkan karbon terdekomposisi menjadi emisi gas rumah kaca. Emisi yang lebih besar akan dihasilkan jika terjadi kebakaran karena hutan gambut yang dikonversi menjadi lebih mudah kering dan rawan kebakaran. Kebakaran yang terjadi dapat dianalisis berdasarkan kemunculan pola sekuens titik panas. Meski demikian masih belum diketahui adakah keterkaitan antara kejadian kebakaran hutan yang diindikasikan dengan sekuens titik panas terhadap perubahan tutupan lahan gambut dalam suatu periode tertentu. Penelitian ini diharapkan dapat mengetahui keterkaitan antar keduanya sehingga dapat dijadikan bahan evaluasi oleh pemangku kepentingan untuk menentukan kebijakan pengelolaan lahan.

Tujuan Penelitian

Tujuan pada penelitian ini adalah:

- 1 Mengidentifikasi dan mengestimasi deforestasi tutupan lahan gambut.
- 2 Menentukan hubungan deforestasi lahan gambut dengan kejadian kebakaran hutan yang diindikasikan dengan sekuens titik panas.

Manfaat Penelitian

Hasil penelitian ini di masa yang akan datang diharapkan dapat mengetahui estimasi deforestasi tutupan lahan gambut serta kaitannya dengan pola sekuens titik panas sehingga dapat berguna bagi pemangku kepentingan dalam menentukan pembangunan dan pengendalian kebakaran lahan gambut.

Ruang Lingkup Penelitian

Ruang lingkup dari penelitian yang dilakukan meliputi:

- 1 Tutupan lahan gambut yang digunakan adalah tutupan wilayah Sumatra tahun 2002 yang diperoleh dari Wetlands International Programme Indonesia.
- 2 Titik panas yang digunakan merupakan data titik panas dari *The Fire Information for Resource Management System (FIRMS)* yang merupakan bagian dari *The National Aeronautics and Space Administration (NASA)*.

2 TINJAUAN PUSTAKA

Land Use Land Cover Change

Perubahan fungsi dan tutupan lahan memegang peranan penting dalam perubahan global. Perubahan tutupan lahan umumnya disebabkan oleh aktivitas manusia yang berdampak negatif pada pola iklim, bencana alam dan dinamika sosial dan ekonomi baik skala lokal dan global. Pemetaan perubahan fungsi dan tutupan lahan atau yang dikenal sebagai *land use land cover* (LULC) adalah hal yang esensial dalam berbagai bidang, seperti longsor, perencanaan pengelolaan lahan, dan pemanasan global. Oleh karena itu, data terkait LULC menjadi *input* penting untuk membuat keputusan dalam manajemen dan perencanaan lingkungan. Populasi yang terus bertambah dan kebutuhan sosial ekonomi yang meningkat berdampak pada tekanan penggunaan dan perubahan lahan yang pesat. Kurangnya manajemen dan perencanaan dalam perubahan fungsi lahan menyebabkan berbagai bencana alam seperti banjir, longsor, erosi, dan sebagainya (Reis 2008).

Tutupan lahan dapat dikategorikan ke dalam beberapa kelas sesuai jenisnya. Menurut Badan Standardisasi Nasional (BSN), kelas tutupan lahan dalam penafsiran bidang ilmu kehutanan ada sebanyak 23 kelas. Kelas yang ditafsirkan ini mengacu pada sistem klasifikasi tutupan lahan yang didefinisikan oleh *Food Agriculture Organization* (FAO) dan *International Standards Organization* (ISO) yang dikembangkan sesuai fenomena di Indonesia (BSN 2014). Kelas tutupan lahan terbagi dalam dua kelompok utama yaitu kelas berhutan dan kelas tidak berhutan. Tabel 1 menunjukkan detail tutupan lahan yang didefinisikan.

Tabel 1 Kelas tutupan lahan (BSN 2014)

No	Kelas tutupan lahan	Kelas utama	Kode toponim
1	Hutan lahan kering primer	Berhutan	Hp
2	Hutan lahan kering sekunder	Berhutan	Hs
3	Hutan mangrove primer	Berhutan	Hmp
4	Hutan mangrove sekunder	Berhutan	Hms
5	Hutan rawa primer	Berhutan	Hrp
6	Hutan rawa sekunder	Berhutan	Hrs
7	Hutan tanaman	Berhutan	Ht
8	Semak belukar	Tidak berhutan	B
9	Semak belukar rawa	Tidak berhutan	Br
10	Rumput atau <i>savanna</i>	Tidak berhutan	S
11	Pertanian lahan kering	Tidak berhutan	Pt
12	Pertanian lahan kering campur semak	Tidak berhutan	Pc
13	Sawah	Tidak berhutan	Sw
14	Tambak	Tidak berhutan	Tm
15	Perkebunan	Tidak berhutan	Kb
16	Pemukiman	Tidak berhutan	Pm
17	Bandara atau pelabuhan	Tidak berhutan	Bdr
18	Transmigrasi	Tidak berhutan	Tr
19	Lahan terbuka	Tidak berhutan	T

No	Kelas tutupan lahan	Kelas utama	Kode toponim
20	Pertambangan	Tidak berhutan	Tb
21	Rawa	Tidak berhutan	Rw
22	Badan Air	Tidak berhutan	A
23	Awan	Tidak berhutan	Aw

Penelitian terkait pengamatan perubahan tutupan lahan di Indonesia telah banyak dilakukan. Miettinen dan Liew (2005) melakukan studi tentang hubungan kejadian kebakaran dengan perubahan tutupan lahan di Provinsi Riau. Penelitian ini menunjukkan hasil bahwa mayoritas kebakaran yang terjadi di Riau seperti terkontrol dan disengaja, yang dapat dilihat dari area kebakaran yang terbentuk secara geometris cukup rapi. Perubahan tutupan area terbakar tersebut hanya berkorelasi tinggi dengan vegetasi primer, yang mengalami penurunan sebesar 5% tiap tahunnya. Kelemahan dari penelitian ini adalah verifikasi kebakaran yang dilakukan masih menggunakan titik panas, bukan pola sekuensial dari titik panas tersebut. Hal ini tidak memberikan jaminan bahwa pada area tersebut memang terjadi kebakaran.

Titik Panas

Titik panas (*hotspot*) adalah suatu indikator kebakaran hutan yang mendeteksi suatu lokasi yang memiliki suhu relatif lebih tinggi dibandingkan dengan suhu di sekitarnya (Kemenhut 2009). Data titik panas diperoleh melalui penginderaan jarak jauh dengan satelit, salah satunya adalah *Earth Observing System* (EOS) milik NASA. Satelit Tera dan Aqua adalah dua buah satelit bagian dari EOS yang dilengkapi instrumen utama *moderate resolution imaging spectroradiometer* (MODIS). MODIS tersebut memantau keseluruhan permukaan bumi setiap satu atau dua hari. Satelit Tera mengorbit di pagi hari sedangkan Satelit Aqua mengorbit di sore hari dengan arah yang sama, yaitu dari arah utara menuju selatan (Giglio 2016). Berdasarkan data yang ada, diketahui bahwa secara umum Satelit Tera melewati area Indonesia sekitar pukul 6 pagi, sedangkan Satelit Aqua pukul 6 sore.

Citra MODIS merepresentasikan titik panas dalam radius 1 km untuk setiap pikselnya. Terdapat beberapa faktor yang memengaruhi keakuratan MODIS dalam mendeteksi titik panas, seperti tutupan awan, tutupan asap, pepohonan, dan lokasi. Selain itu, ketidaksesuaian posisi matahari, suhu permukaan, jumlah api, tutupan awan, dan arah angin dapat menghasilkan citra MODIS yang sangat tidak sesuai dengan aslinya. Pada kondisi demikian, besar minimal titik panas yang mampu dideteksi adalah 1000 m². Pada kondisi normal yang sesuai, titik panas dengan besar 100 m² telah mampu dideteksi. Titik panas yang terdeteksi secara terus-menerus dalam skala yang besar dapat menjadi indikator kebakaran. Meski demikian, tidak semua titik panas yang terdeteksi adalah indikator kebakaran, seperti daerah industri yang tertangkap sebagai titik panas oleh satelit EOS karena memiliki suhu lingkungan cukup tinggi (Giglio 2016).

Berdasarkan *dataset* titik panas dari FIRM MODIS NASA, terdapat 12 atribut yang dimiliki oleh setiap titik panas. *Latitude* dan *longitude* merupakan atribut yang memberikan informasi terkait lokasi koordinat lintang dan bujur titik panas. *Acq_date* memberikan informasi tanggal titik panas terekam oleh satelit,

sedangkan *acq_time* merupakan waktu kejadian titik panas tersebut. *Brightness_temperature* merupakan informasi temperatur titik panas terhadap kanal-21 ataupun kanal-22. Kanal-21 mendeteksi kecerahan titik panas dengan suhu mendekati 500 K, sedangkan kanal-22 mendeteksi pada suhu 331 K (Giglio 2016). Titik panas juga memiliki atribut *confidence* yang memberikan informasi kualitas titik panas. Pada *dataset* FIRM MODIS NASA, penilaian kualitas titik panas menggunakan persentase dari 0 (*confidence* terendah) sampai 100 (*confidence* tertinggi). Penilaian *confidence* tersebut sedikit berbeda dengan penilaian menurut Giglio (2016) yang memiliki rentang nilai antara 0 sampai 5, tetapi tetap memiliki makna yang sama.

Spatial Data Mining

Data spasial adalah data yang menyimpan informasi fenomena geografi. Data spasial mempunyai *field* tambahan pada *database* untuk menyimpan informasi spasialnya (Rolf 2001). Informasi spasial bisa dalam bentuk diskret ataupun kontinu. Titik, garis, dan area adalah tipe data spasial diskret, sedangkan contoh tipe data spasial kontinu adalah *elevation* dan *precipitation* (Chang 2012).

Model data *spatial* dapat dibedakan menjadi dua macam yaitu vektor dan *raster*. Model data vektor menggunakan titik dan koordinat (x,y) untuk membentuk titik (*point*), garis (*line*), dan area / permukaan (*polygon*) (Chang 2012). Model data *raster* menggunakan petak-petak (*grid*) yang merepresentasikan objek-objek spasial (Chang 2012). Setiap satu *grid* adalah representasi satu piksel gambar. Lokasi piksel dinyatakan dengan baris ke-m dan kolom ke-n. Model data vektor sangat baik untuk merepresentasikan objek spasial yang sifatnya diskret, sedangkan data *raster* cocok untuk merepresentasikan objek spasial yang sifatnya kontinu.

Cao *et al.* (2005) melakukan penelitian terkait *spatial data mining* untuk jalur pergerakan bis di Patras, Yunani. Masalah ini dimodelkan untuk menggali pola sekuensial dari data *spatio-temporal* dengan memerhatikan aspek spasial dari bis yang bergerak.

Sequential Pattern Mining

Sequential pattern adalah suatu pola yang menggambarkan urutan terjadinya suatu peristiwa. Pola ditemukan jika data kejadian relatif besar dan peristiwa terjadi beberapa kali secara berurutan (Han *et al.* 2011). Pola sekuensial merupakan sekuens dari *itemset* yang kemunculannya berurutan dan semua *item* terjadi dalam waktu yang hampir bersamaan (Zhao dan Bhowmick 2003). Terdapat sekuens $\langle a_1, a_2, \dots, a_n \rangle$ yang juga termasuk ke dalam sekuens $\langle b_1, b_2, \dots, b_m \rangle$, jika $i_1 < i_2 < \dots < i_n$ pada $a_1 \subseteq b_{i_1}, a_2 \subseteq b_{i_2}, \dots, a_n \subseteq b_{i_n}$. Sebagai contoh, sekuens $\langle (C)(F, G, I)(G, I) \rangle$ merupakan bagian dari sekuens $\langle (B)(C)(F, G, H, I)(G, I) \rangle$ karena $(C) \subseteq (C), (F, G, I) \subseteq (F, G, H, I), (G, I) \subseteq (G, I)$. Akan tetapi, $\langle (B)(C) \rangle$ bukan bagian dari $\langle (B, C) \rangle$ karena $\langle (B)(C) \rangle$ memiliki makna bahwa C terjadi setelah B sedangkan $\langle (B, C) \rangle$ berarti B terjadi bersamaan dengan C. Sebuah sekuens dikatakan maksimal apabila tidak termasuk ke dalam sekuens manapun (Zhao dan Bhowmick 2003).

Contoh transformasi data transaksi menjadi data sekuensial dapat dilihat pada Tabel 2, 3, dan 4. Pada Tabel 2, terdapat ID pelanggan '2' yang melakukan transaksi pada tanggal 27 September 2009 dengan membeli barang dengan kode 40, 60, dan 70 secara berurutan.

Tabel 2 Contoh data transaksi terurut

ID pelanggan	Waktu transaksi	Kode barang
1	23 Sep 2009	30
1	28 Sep 2009	90
2	18 Sep 2009	10, 20
2	21 Sep 2009	30
2	27 Sep 2009	40, 60, 70
3	15 Sep 2009	30, 50, 70
4	08 Sep 2009	30
4	16 Sep 2009	40, 70
4	25 Sep 2009	90
5	20 Sep 2009	90

Pada Tabel 3 terdapat list *k-itemset*, dengan *k* adalah banyaknya *item*, yang nilai *support*-nya melebihi nilai *support* minimum yang ditentukan. Penentuan *k-itemset* dimulai dengan mencari 1-*itemset*. Lalu dari 1-*itemset* tersebut dicari *itemset* dengan panjang 2-*itemset* dan seterusnya hingga *k* maksimal yang dapat ditemukan. *Minimum support* yang digunakan adalah 40% dari 5 ID pelanggan, yang bermakna minimal kemunculan *itemset* tersebut adalah dua kali dari data transaksi. Kemudian semua *k-itemset* pada Tabel 3 dikodekan untuk dibentuk sekuens.

Tabel 3 Contoh *large itemset* pada *minimum support* = 40%

<i>Large itemset</i>	Kode <i>itemset</i>
(30)	1
(40)	2
(70)	3
(40, 70)	4
(90)	5

Setiap kode barang yang dibeli oleh masing-masing pelanggan dibuat dalam bentuk sekuens pada Tabel 4. Pada Tabel 4, kolom pertama merupakan ID pelanggan, kolom kedua merupakan kode barang yang dibeli oleh setiap pelanggan dalam bentuk sekuens, kolom ketiga merupakan transformasi sekuens pada kolom kedua menjadi *k-itemset* seperti pada Tabel 3, dan kolom keempat merupakan bentuk sekuens kode barang yang sudah dilakukan pengodean dari *k-itemset*.

Tabel 4 Hasil transformasi *database*

ID pelanggan	Sekuens pembelian barang	Transformasi	Setelah <i>mapping</i>
1	⟨(30)(90)⟩	⟨{(30)} {(90)}⟩	⟨{1}{5}⟩
2	⟨(10, 20)(30)(40, 60, 70)⟩	⟨{(30)} {(40)(70)(40, 70)}⟩	⟨{1}{2,3,4}⟩
3	⟨(30, 50, 70)⟩	⟨{(30)} {(70)}⟩	⟨{1}{3}⟩

ID pelanggan	Sekuens pembelian barang	Transformasi	Setelah <i>mapping</i>
4	$\langle (30)(40, 70)(90) \rangle$	$\langle \{(30)\} \{(40)(70)(40, 70)\} \{(90)\} \rangle$	$\langle \{1\} \{2,3,4\} \{5\} \rangle$
5	$\langle (90) \rangle$	$\langle \{(90)\} \rangle$	$\langle \{5\} \rangle$

Support merupakan persentase jumlah transaksi yang mengandung suatu sub-sekuens tertentu dari total transaksi. Sebagai contoh, terdapat kode barang (40, 70) pada Tabel 1, maka perhitungan nilai *support* dapat ditunjukkan sebagai berikut (Zhao dan Bhowmick 2003):

$$\text{Support}(40, 70) = \frac{\text{Jumlah transaksi yang mengandung sub-sekuens}(40, 70)}{\text{Jumlah transaksi}}$$

$$\text{Support}(40, 70) = \frac{2}{5} = 0.4$$

Sequential pattern mining untuk data titik panas serupa dengan pencarian pola sekuens dengan data transaksi. Hal yang berbeda berupa ID pelanggan pada data transaksi diubah menjadi ID lokasi dari titik panas. Selain itu, *itemset*-nya berupa atribut dari titik panas, yang dalam penelitian ini berupa tanggal kejadian titik panas karena ingin diketahui pola urutan waktu kemunculan titik panas. *Sequential pattern mining* merupakan proses ekstraksi pola sekuens tertentu yang nilai *support*-nya melebihi nilai *support* minimum yang ditentukan (Zhao dan Bhowmick 2003).

Istiqomah (2016) melakukan penelitian menggunakan algoritme PrefixSpan untuk menentukan pola sekuens kemunculan titik panas. Penentuan pola sekuens dilakukan pada *dataset* tahun 2014 dan 2015 dengan area studi seluruh provinsi di Kalimantan. Penelitian ini menggunakan nilai *minimum support* sebesar 1% dan dihasilkan pola sekuens titik panas tahun 2014 di Kalimantan Timur dengan panjang item 2 sebanyak 21 dan panjang 3 sebanyak 2 sekuens. Pada tahun 2015, sekuens banyak terdapat di Kalimantan Barat dan Kalimantan Tengah. Kalimantan Barat memiliki 14 sekuens dengan panjang 2 *item* dan Kalimantan Tengah sebanyak 10 sekuens dengan panjang 2 *item* dan 1 sekuens panjangnya 3 *item*.

Pada tahun 2016 Abriantini *et al.* melakukan penggalian sekuens titik panas untuk Pulau Sumatra dan Kalimantan periode 2014-2015 dengan algoritme SPADE (2016). Kelemahan dari penelitian ini adalah pola sekuens yang dihasilkan lokasinya belum cukup presisi karena terdapat proses pemotongan digit koordinat menjadi dua bilangan desimal. *Sequential pattern mining* juga telah diimplementasikan oleh Nurulhaq dan Sitanggang (2015) serta Agustina dan Sitanggang (2015). Kedua penelitian tersebut menemukan pola sekuens dari data titik panas di Provinsi Riau. Perbedaan kedua penelitian tersebut adalah Nurulhaq dan Sitanggang (2015) menemukan pola sekuens dengan algoritme Prefixspan, sedangkan Agustina dan Sitanggang (2015) menemukan pola sekuens dengan algoritme Clospan dengan menambahkan faktor cuaca dalam pembahasannya.

3 METODE PENELITIAN

Area Studi dan Sumber Data

Area studi penelitian ini yaitu pada Kabupaten Rokan Hilir, Provinsi Riau. Rokan Hilir merupakan salah satu kabupaten dengan jumlah kemunculan *hotspot* tertinggi di Provinsi Riau. Data yang digunakan diperoleh dari *Fire Information for Resource Management System* (FIRMS) yang merupakan data titik panas MODIS yang disediakan oleh *National Aeronautics and Space Administration* (NASA). Data multi temporal juga digunakan berupa citra satelit Landsat 8 pada periode 2014 - 2016 yang diperoleh dari katalog landsat Lembaga Penerbangan dan Antariksa Nasional (LAPAN). Terdapat tiga buah citra yang digunakan yaitu sebuah citra sebelum kebakaran (11 Mei 2014), saat terjadi kebakaran (2 Agustus 2015), dan setahun setelah kebakaran (19 Juli 2016). Bulan-bulan tersebut dipilih sesuai dengan ketersediaan citra yang memenuhi kategori yaitu dengan tutupan awan kurang dari 30% dan berlokasi di area studi yaitu pada *path* 127 dan *row* 59. Selain itu juga digunakan dua peta penggunaan lahan Kabupaten Rokan Hilir yang bersumber dari Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan Republik Indonesia dan Badan Nasional Penanggulangan Bencana (BPNB). Atribut *dataset* titik panas dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5 Atribut *dataset* titik panas

No	Nama atribut	Keterangan
1	<i>Latitude</i>	Koordinat lintang lokasi titik panas (°)
2	<i>Longitude</i>	Koordinat bujur lokasi titik panas (°)
3	<i>Brightness Temperature</i>	Temperatur untuk kanal-21 atau kanal-22 (K)
4	<i>Scan</i>	Ukuran lebar piksel citra satelit
5	<i>Track</i>	Ukuran panjang piksel citra satelit
6	<i>Acq_date</i>	Tanggal kejadian titik panas
7	<i>Acq_time</i>	Waktu kejadian titik panas
8	<i>Satelite</i>	Satelit yang digunakan (Aqua, Tera)
9	<i>Confidence</i>	Kualitas titik panas (0–100%)
10	<i>Version</i>	5.0 = MODIS NASA-LANCE 5.1 = MODIS MODAPS-FIRMS
11	<i>Bright_t31</i>	Temperatur untuk kanal-31 (K)
12	<i>Frp</i>	Kekuatan radiatif api (MegaWatts)

Peralatan Penelitian

Penelitian yang dilakukan menggunakan perangkat keras dan perangkat lunak sebagai berikut:

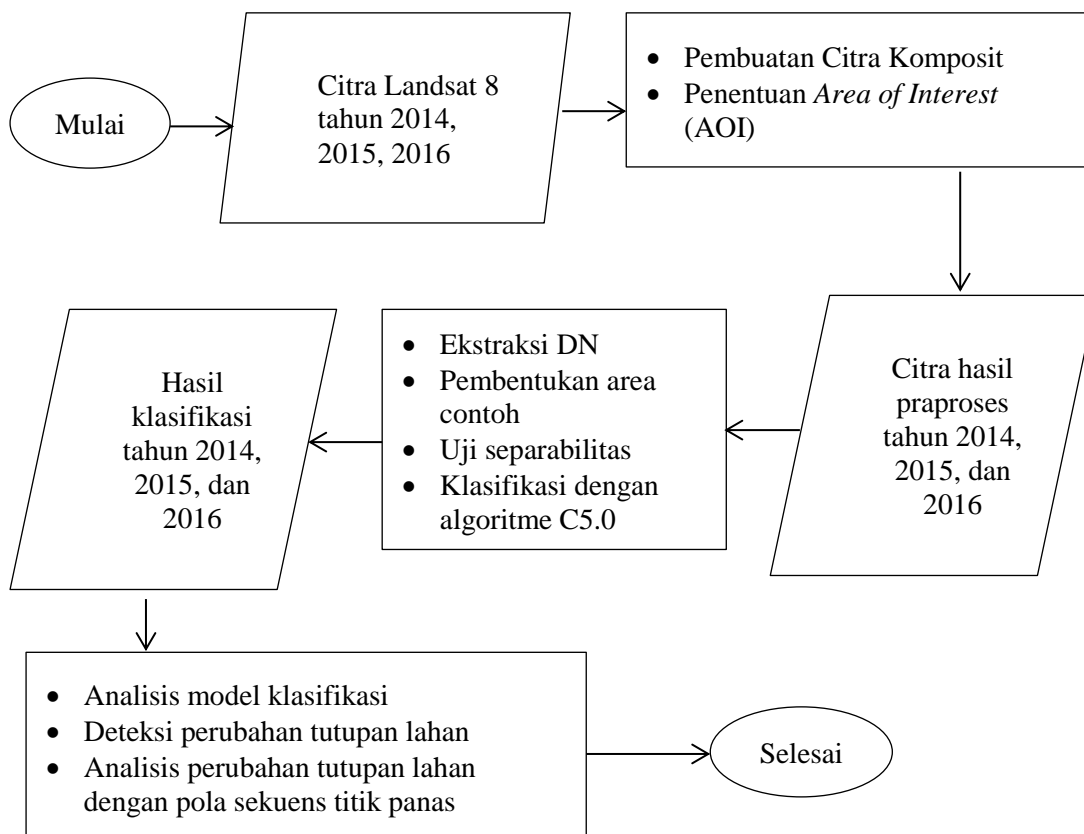
- 1 Perangkat keras berupa komputer dengan spesifikasi:
 - Intel® Core™ i3-5005U CPU 2.00 GHz
 - RAM 6 GB
 - *Harddisk* internal 500 GB

2 Perangkat lunak yang digunakan:

- Sistem Operasi Windows 10 64-bit
- Bahasa pemrograman R versi 3.2.3 untuk menjalankan Rstudio
- Rstudio versi 0.99.483 untuk praproses dan pengolahan citra
- Notepad++ untuk pengolahan data titik panas
- QuantumGIS untuk pengolahan data spasial dan visualisasi
- Microsoft Excel untuk pengolahan data

Tahapan Penelitian

Penelitian yang dilakukan melalui beberapa tahapan yaitu praproses citra satelit, proses klasifikasi citra satelit, analisis hasil klasifikasi citra satelit, deteksi perubahan tutupan lahan gambut, dan analisis hubungan perubahan tutupan lahan dengan kejadian kebakaran. Tahapan yang dilalui dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1 Tahapan penelitian

Praproses Citra Satelit

1 Pembentukan Citra Komposit

Citra komposit adalah kombinasi antar *band* yang memiliki resolusi spektral berbeda dan resolusi spasial sama. Resolusi spektral adalah batasan

spektral, domain, atau lebar *band* (radiasi elektromagnetik) yang direkam oleh sensor satelit bersangkutan. Resolusi spasial merujuk pada ukuran objek terkecil di bumi yang mampu dikenali. Resolusi spasial dibatasi oleh ukuran piksel, yang pada penelitian ini satu piksel berukuran 30×30 m. Citra komposit berguna untuk mendapatkan tampilan visual yang optimal dalam identifikasi penggunaan lahan. Kombinasi dari *band* tertentu menyebabkan citra memiliki informasi yang berbeda (Melnikova 2014). Pada penelitian ini digunakan kombinasi *band* 7 (SWIR), 5 (NIR), dan 4 (*red*) yang dapat membedakan objek vegetasi dan non vegetasi. Kombinasi *band* 754 sesuai untuk analisis tutupan lahan dan dapat juga digunakan untuk mendeteksi kebakaran karena *band* 7 sangat sensitif terhadap radiasi pancaran sehingga dapat mendeteksi sumber panas (Elvidge 2014, Pennington 2006).

2 Penentuan *Area of Interest* (AOI)

Penentuan AOI dilakukan untuk membatasi wilayah penelitian, yang dilakukan dengan pemotongan citra (*cropping / subset image*). Pemotongan citra dilakukan sesuai dengan ukuran lokasi penelitian yang mengacu pada peta referensi yaitu peta area Kabupaten Rokan Hilir, Provinsi Riau. Pemotongan citra dilakukan terhadap citra komposit pada lokasi penelitian menggunakan aplikasi QuantumGIS.

Proses Klasifikasi Citra Satelit

1 Ekstraksi nilai DN (*Digital Number*) *band* setiap piksel

Citra *multispectral* tersimpan dalam format .tif yang terdiri atas tiga *layer* yang mewakili nilai *band* 7, 5, dan 4 dari setiap piksel pada citra. Setiap pikselnya akan diperoleh vektor berukuran 1×3 .

2 Pembentukan area contoh sebagai data latih

Tahapan ini dilakukan identifikasi area contoh yang mewakili setiap penutupan lahan dan membangun deskripsi numerik setiap spektral dari penutupan lahan tersebut (Lillesand dan Kiefer 1994). Pada tahapan ini dilakukan penamaan piksel (*labelling*) pada data latih berupa area contoh. Area contoh dibuat sejumlah kategori atau kelas yang didefinisikan. Area contoh diambil sebanyak sekitar 10% dari total jumlah piksel pada citra.

3 Uji separabilitas

Uji separabilitas dilakukan untuk melihat seberapa baik ciri yang dipilih mampu memisahkan data ke dalam kelas yang sesuai. Tiga *band* citra merupakan ciri yang masing-masing akan diukur kemampun separabilitasnya. Pengukuran separabilitas dilakukan untuk memperoleh kualitas ketelitian klasifikasi karena terdapat beberapa kelas tutupan lahan secara visual memiliki kemiripan, seperti hutan, kebun, dan semak belukar. Metode yang dipilih yaitu *Transformed Divergence* (TD) karena selain baik dalam mengevaluasi keterpisahan antar kelas, juga memberikan estimasi terbaik untuk pemisahan kelas. Kriteria metode TD terdapat pada Tabel 6 (Jaya 2010). Contoh perhitungan TD terdapat pada Lampiran 3.

Tabel 6 Kriteria keterpisahan berdasarkan *Transformed Divergence* (TD)

Nilai transformasi keterpisahan	Keterangan
> 2000	Sempurna (<i>Excellent</i>)
1900 – 2000	Baik (<i>Good</i>)
1800 - 1900	Cukup (<i>Fair</i>)
1600 – 1800	Kurang (<i>Poor</i>)
< 1600	Tidak terpisahkan (<i>Inseparable</i>)

Nilai TD antara kelas i dan j dihitung dengan persamaan (Jaya 2010):

$$D_{ij} = \frac{1}{2} \text{tr} \left((C_i - C_j)(C_i^{-1} - C_j^{-1}) \right) + \frac{1}{2} \text{tr} \left((C_i^{-1} - C_j^{-1}) (\mu_i - \mu_j)(\mu_i - \mu_j)^T \right)$$

$$TD_{ij} = 2000 \left(1 - \exp \left(\frac{-D_{ij}}{8} \right) \right)$$

dengan:

D : *divergence*

tr: teras matriks

C : matriks ragam peragam

μ : vektor rata-rata

T : transposisi dari matriks

i, j : kelas yang dibandingkan

4 Klasifikasi terbimbing menggunakan algoritme C5.0

Klasifikasi terbimbing (*supervised classification*) dilakukan dengan menetapkan beberapa area contoh sebagai data latih yang mewakili kelas tutupan lahan yang ada, kemudian berdasarkan area contoh tersebut seluruh piksel ditetapkan kelasnya. Prinsip kerja klasifikasi terbimbing adalah membandingkan setiap piksel yang tidak diketahui kelasnya terhadap contoh kelas yang telah dibuat.

Thariqa *et al.* (2016) melakukan perbandingan algoritme pohon keputusan untuk klasifikasi citra satelit Rokan Hilir, Riau. Algoritme yang dibandingkan adalah C4.5, CART, *Spatial Decision Tree* (SDT) dan C5.0. Hasil dari penelitian tersebut menunjukkan bahwa algoritme terbaik adalah C5.0 dengan akurasi sebesar 99.79%.

Algoritme C5.0 adalah pengembangan dari algoritme C4.5 dan juga ID3 (Patil *et al.* 2012). Algoritme C5.0 lebih unggul dari C4.5 dalam hal kecepatan, efisiensi penggunaan memori, ukuran pohon keputusan dan kesalahan klasifikasi (Pandya 2015). C5.0 memiliki fitur penting yang membuat algoritme ini menjadi lebih unggul (Rulequest 2012) yaitu:

- 1 *Boosting*: proses yang akan melakukan beberapa kali percobaan dan akan menghasilkan beberapa aturan dan pohon keputusan. Beberapa aturan dan pohon keputusan tersebut dikombinasikan untuk meningkatkan prediksi.
- 2 *Winnowing*: menyebabkan *classifier* lebih kecil dan menghasilkan akurasi prediksi yang lebih tinggi.
- 3 Meminimalkan biaya kesalahan: algoritme C5.0 memisahkan biaya kesalahan yang pada masing-masing pasangan kelas prediksi dengan kelas yang sebenarnya. Jika pilihan ini digunakan, algoritme C5.0 akan membangun *classifier* untuk meminimalkan biaya kesalahan klasifikasi

daripada membangun *classifier* untuk meminimalkan tingkat kesalahan (*error rate*).

- 4 Dari segi akurasi, algoritme C5.0 memiliki tingkat kesalahan yang lebih rendah dibandingkan dengan algoritme sebelumnya. Algoritme C4.5 dan algoritme C5.0 memiliki akurasi prediksi yang sama, tetapi set aturan algoritme C5.0 lebih kecil.
- 5 Kecepatan C5.0 jauh lebih cepat karena menggunakan algoritme yang berbeda yang dioptimalkan.
- 6 Penggunaan memori pada algoritme C5.0 umumnya lebih ringan dari C4.5.

Analisis Model Klasifikasi Citra Satelit

Hasil klasifikasi citra satelit dapat dievaluasi menggunakan *confusion matrix*, yaitu tabel untuk menentukan kinerja suatu model klasifikasi, yang terdiri atas banyaknya baris data uji yang diprediksi benar atau tidak benar oleh model klasifikasi (Tan *et al.* 2006). Evaluasi hasil klasifikasi yang dapat dihitung berdasarkan *confusion matrix* yaitu kesalahan komisi, kesalahan omisi, akurasi keseluruhan dan koefisien kappa (Foody 2002). Bentuk *confusion matrix* terdapat pada Tabel 7.

Tabel 7 *Confusion matrix*

Kelas Prediksi	Kelas Aktual				Σ
	A	B	C	D	
A	n_{AA}	n_{AB}	n_{AC}	n_{AD}	n_{A+}
B	n_{BA}	n_{BB}	n_{BC}	n_{BD}	n_{B+}
C	n_{CA}	n_{CB}	n_{CC}	n_{CD}	n_{C+}
D	n_{DA}	n_{DB}	n_{DC}	n_{DD}	n_{D+}
Σ	n_{+A}	n_{+B}	n_{+C}	n_{+D}	N

n_{kk} = nilai diagonal dari matriks kontingensi baris ke-k dan kolom ke-k

n_{+k} = jumlah piksel dalam kolom ke-k

n_{k+} = jumlah piksel dalam baris ke-k

n = banyaknya piksel dalam contoh

Kesalahan komisi merupakan kesalahan suatu area diklasifikasikan pada kelas yang salah di lapangan. Nilai ini menunjukkan seberapa baik suatu piksel terklasifikasi, secara aktual mewakili kelas-kelas yang ada di lapangan. Kesalahan komisi dirumuskan sebagai berikut (Foody 2002).

$$\text{Kesalahan komisi kelas A} = \frac{n_{AB} + n_{AC} + n_{AD}}{n_{A+}} \times 100\% \quad (1)$$

Kesalahan omisi adalah kesalahan akibat suatu area di lapangan tidak diklasifikasikan pada kelas yang benar. Nilai ini menunjukkan seberapa baik suatu kelas diklasifikasikan (Foody 2002).

$$\text{Kesalahan omisi kelas A} = \frac{n_{BA} + n_{CA} + n_{DA}}{n_{+A}} \times 100\% \quad (2)$$

Akurasi keseluruhan merujuk pada banyaknya jumlah piksel yang terklasifikasi secara benar pada tiap kelas dibandingkan dengan jumlah sampel yang digunakan untuk uji akurasi semua kelas. Kelemahan dari akurasi ini adalah tidak ikut mempertimbangkan aspek kesalahan dari tiap kelas yang didefinisikan, sehingga jarang digunakan sebagai indikator ukuran keberhasilan suatu klasifikasi. Akurasi yang dianjurkan dan paling banyak digunakan adalah koefisien kappa, karena memperhitungkan semua elemen atau kolom dari *confusion matrix*. Persamaan 3 dan 4 adalah rumus untuk akurasi keseluruhan dan akurasi koefisien kappa (Foody 2002).

$$\text{Akurasi kesalahan} = \frac{\sum_{k=1}^q n_{kk}}{n} \times 100\% \quad (3)$$

$$\text{Kappa} = \frac{n \sum_{k=1}^q n_{kk} - \sum_{k=1}^q n_{k+} \times n_{+k}}{n^2 - \sum_{k=1}^q n_{k+} \times n_{+k}} \quad (4)$$

Nilai dari koefisien Kappa umum digunakan untuk mengukur tingkat kesepakatan (*degree of agreement*) dari dua penilai atau metode dalam klasifikasi objek ke dalam kelas, yang dalam hal ini kesesuaian antara prediksi dan aktual. Ukuran nilai koefisien Kappa dapat diinterpretasikan seperti dalam Tabel 8 (Altman 1991, Walker dan Azen 2011).

Tabel 8 Keeratan kesepakatan koefisien Kappa

Nilai Kappa	Keeratan kesepakatan (<i>strength of agreement</i>)
< 0.20	Rendah (<i>Poor</i>)
0.21 – 0.40	Lumayan (<i>Fair</i>)
0.41 – 0.60	Cukup (<i>Moderate</i>)
0.61 – 0.80	Kuat (<i>Good</i>)
0.81 – 1.00	Sangat kuat (<i>Very good</i>)

Deteksi Perubahan Tutupan Lahan

Deteksi perubahan tutupan lahan gambut dilakukan dengan teknik perbandingan klasifikasi yaitu membandingkan citra piksel demi piksel dan melihat perubahan yang terjadi. Sebagian besar deteksi perubahan tutupan lahan menggunakan pendekatan berbasis piksel (Buchman 2008). Citra tahun 2014 dan 2016 yang telah diklasifikasi jenis tutupan lahannya akan dibandingkan. Luas piksel setiap kelas pada tahun yang lebih lampau akan dibandingkan dengan luas kelas tersebut di citra tahun berikutnya dalam bentuk tabulasi perbandingan. *Output* dari tahap ini adalah seberapa besar luas daerah hutan gambut yang mengalami deforestasi dalam periode 2014-2016 yang disebabkan kebakaran pada tahun 2015. Berdasarkan *output* tersebut dapat diketahui kecenderungan perubahan lahan menjadi suatu tutupan lahan tertentu.

Analisis Hubungan Perubahan Tutupan Lahan dengan Kejadian Kebakaran

Area yang terdeteksi mengalami perubahan tutupan lahan dievaluasi dengan kejadian kebakaran. Evaluasi ini dilakukan untuk melihat apakah perubahan tutupan lahan memang diiringi dengan kejadian kebakaran. Kejadian kebakaran yang ditandai dengan pola sekuensial kemunculan titik panas diplot posisi dengan citra hasil analisis deteksi perubahan pada tahap sebelumnya. Pola sekuensial yang digunakan adalah hasil dari penelitian Shofiana (2017).

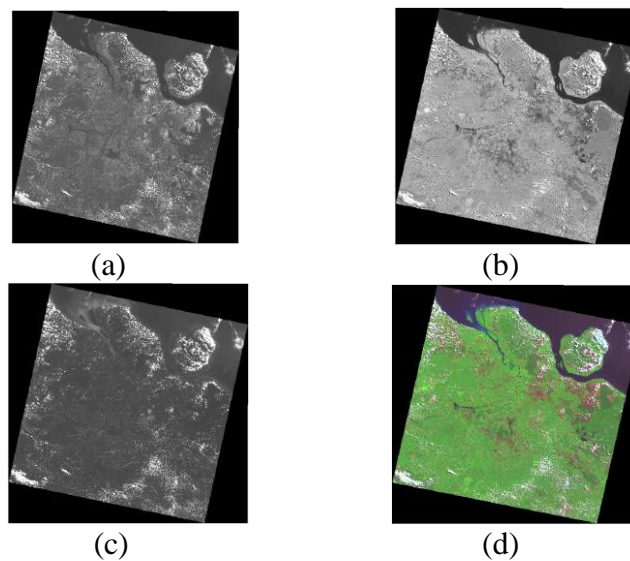
Pola sekuensial titik panas akan dilihat terkonsentrasi pada area mana saja beserta luasannya. Wilayah dengan konsentrasi kebakaran yang tinggi memiliki dugaan deforestasi yang besar. Setiap tipe lahan berdasarkan hasil klasifikasi akan dilihat persentase luas wilayahnya yang kemudian dibandingkan dengan eksistensi kejadian kebakaran di area tersebut. Apabila degradasi hutan tinggi disertai pertumbuhan area perkebunan maupun perumahan yang juga tinggi, serta diketahui bahwa konsentrasi tingkat kebakaran area tersebut tinggi, dapat disimpulkan bahwa kebakaran yang terjadi berkorelasi cukup kuat. Pada kasus seperti ini dapat dikatakan bahwa kebakaran tersebut merupakan disengaja untuk pembukaan lahan baru (Langner *et al.* 2007).

4 HASIL DAN PEMBAHASAN

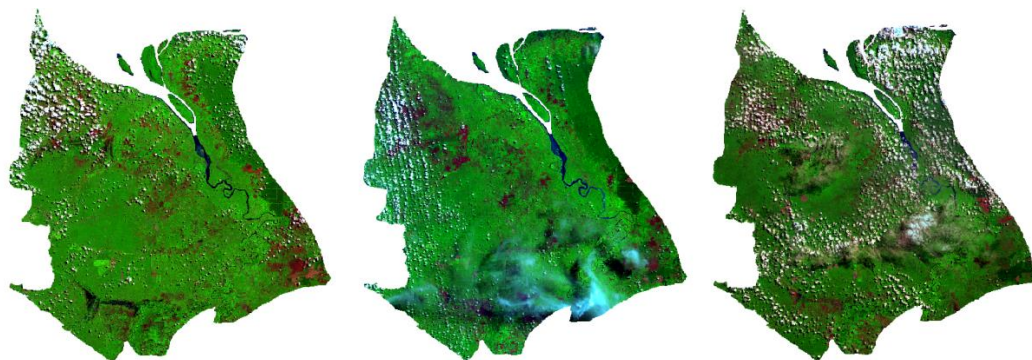
Hasil Praproses Citra Satelit

Pada tahapan ini dilakukan proses kombinasi tiga buah *band* untuk membentuk citra komposit. Sebelum membentuk citra komposit citra satelit masih berwarna *grayscale* karena hanya mengandung satu nilai digital. Satu *band* diwakili oleh satu citra, sehingga untuk pengolahan satu tanggal diperlukan tiga buah citra untuk membentuk citra komposit yaitu citra *band* 7, 5, dan 4. Proses ini diterapkan pada citra 11 Mei 2014, 2 Agustus 2015, dan 19 Juli 2016. Setelah dilakukan proses kombinasi, setiap piksel citra akan memiliki tiga buah nilai digital berbeda yang berasal dari kombinasi *band* 7, 5, dan 4 dan menghasilkan citra dengan campuran warna merah, hijau dan biru atau yang dikenal dengan RGB. Gambar 2 (a), (b), dan (c) adalah citra *grayscale band* 7, 5, dan 4. Gambar 2(d) menunjukkan citra komposit hasil kombinasi ketiga *band* tersebut.

Area studi penelitian ini adalah Kabupaten Rokan Hilir, Provinsi Riau. Untuk memperoleh citra sesuai area studi, maka dilakukan proses *clipping* antara citra raster komposit dengan *shapefile* area Rokan Hilir. Gambar 3 menunjukkan citra setelah proses *clipping*.



Gambar 2 Proses kombinasi *band* (a) Citra satelit *band* 7 (b) Citra satelit *band* 5 (c) Citra satelit *band* 4 (d) Citra satelit komposit kombinasi *band* 7-5-4



Gambar 3 Hasil *clipping* citra 2014, 2015, dan 2016 dengan peta Kabupaten Rokan Hilir

Klasifikasi Citra Satelit

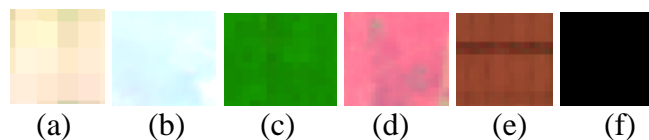
Klasifikasi citra satelit merupakan suatu metode pemberian label kelas pada setiap piksel citra berdasarkan karakteristik spektral pada berbagai *band*. Pada klasifikasi citra satelit menggunakan algoritme pohon keputusan, variabel respon adalah kelasnya sedangkan variabel penjelas adalah *spectral bands* atau informasi yang diturunkan dari *spectral bands* (Sharma *et al.* 2013). Tahapan awal dari proses klasifikasi adalah melakukan ekstraksi nilai *digital number* (DN) dari citra satelit. Setiap citra satelit terdiri dari 24.486.748 piksel, dengan setiap piksel menyimpan 5 buah nilai, yaitu: x (*longitude*), y (*latitude*), *band* 7, *band* 5, dan *band* 4. Proses ekstraksi DN dilakukan di R dan menghasilkan keluaran seperti pada Tabel 9.

Tabel 9 Contoh *output* hasil ekstraksi DN

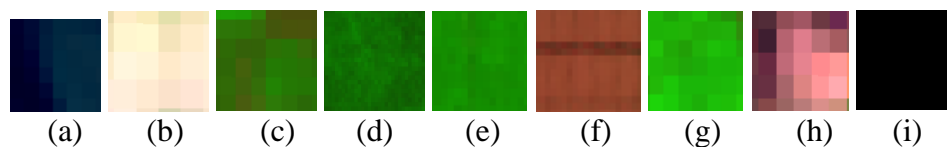
x	y	Band 7	Band 5	Band 4
664569.5159	146545.1935	43593	18080	7976
664569.5159	146515.1935	36920	14997	8371
702309.5159	242125.1935	32668	53702	45293
702309.5159	242155.1935	32587	54093	45318
702279.5159	242125.1935	31942	53091	44771

Setelah mengekstraksi DN, selanjutnya dilakukan penentuan label kelas. Pada penelitian ini terdapat dua kali proses *labelling*, yaitu untuk citra yang akan dianalisis tutupan lahannya (citra tahun 2014 dan 2016) dan citra yang akan dianalisis kejadian kebakarannya (citra tahun 2015). Citra tahun 2014 dan 2016 memiliki 9 kelas, yaitu: air, awan / kabut, semak belukar / tegalan, hutan, kebun, lahan terbuka, sawah, urban, dan *unclassified*. Citra 2015 memiliki 6 kelas yaitu: awan, kabut asap, sebelum terbakar, terbakar, setelah terbakar, dan *unclassified*. Kelas *unclassified* adalah kelas untuk menunjukkan *boundary area* pada citra satelit, yaitu area berwarna hitam yang bukan merupakan area analisis.

Sebanyak 10% dari piksel citra di-*sampling* untuk dijadikan area contoh dalam membangun model C5.0. Pengambilan sampel dilakukan berdasarkan kemampuan visual dengan melihat warna pada monitor, disertai referensi acuan peta tutupan lahan dari BPNB dan Kementrian Lingkungan Hidup dan Kehutanan. Proses pengambilan sampel dilakukan dengan membentuk poligon sesuai label kelas di QuantumGIS dan melakukan *clipping* antara poligon dengan citra raster komposit. Setelah itu sampel diekstrak ke dalam nilai digital dengan menggunakan perangkat lunak R. Gambar 4 menunjukkan contoh kelas untuk citra tahun 2015, sedangkan Gambar 5 menunjukkan contoh kelas citra tahun 2014 dan 2016.



Gambar 4 Contoh sampel kelas citra tahun 2015 (a) awan (b) kabut asap (c) sebelum terbakar (d) terbakar (e) setelah terbakar (f) *unclassified*



Gambar 5 Contoh sampel kelas tutupan lahan (a) air (b) awan (c) semak belukar (d) hutan (e) perkebunan (f) lahan terbuka (g) sawah (h) urban (i) *unclassified*

Sampel piksel yang telah diubah ke nilai digital kemudian dilakukan pengujian separabilitas untuk mengukur seberapa berbeda nilai satu kelas dengan lainnya. Pengujian separabilitas dilakukan berulang kali sampai memperoleh hasil yang mendekati nilai yang diinginkan. Apabila nilai separabilitas masih rendah dilakukan pengambilan sampel ulang. Pengambilan ulang sampel hanya dilakukan

terhadap sampel yang memiliki nilai uji separabilitas antar kelas yang rendah. Hasil akhir dari uji separabilitas menunjukkan setiap *band* seluruh kelas tidak semuanya bernilai di atas 1800 yang tergolong ‘Cukup’ (lihat Tabel 6), namun secara rata-rata minimal ada satu band yang bernilai tinggi meskipun dua *band* lainnya rendah. Contoh sebagian hasil uji separabilitas dapat dilihat pada Tabel 10.

Tabel 10 Contoh hasil uji separabilitas

<i>Band</i>	Semak-Hutan	Semak-Kebun	Semak-Urban	Semak-Sawah	Semak-Air	Semak - Lahan Terbuka
<i>Band 7</i>	1.8844	0.0417	1.2834	0.3551	1.9995	1.3799
<i>Band 5</i>	0.0237	0.3497	0.1808	0.8921	1.9982	0.9194
<i>Band 4</i>	0.4443	0.0588	1.9812	0.0566	0.8945	0.4257

Dapat dilihat pada Tabel 10 bahwa separabilitas antara kelas semak dengan kelas lainnya tidak seluruhnya bernilai tinggi, seperti pada ‘Semak-Hutan’ yang hanya *band 7* bernilai di atas 1800 dan dua band lainnya sangat rendah. Separabilitas ‘Semak-Kebun’ dan ‘Semak-Sawah’ menunjukkan nilai yang sangat rendah meskipun telah dilakukan *sampling* hingga 10 kali pengulangan. Hal ini karena secara visual beberapa piksel antara semak dengan kebun maupun semak dengan sawah sangat mirip sehingga memiliki nilai DN *band* yang tidak jauh berbeda. Hasil uji separabilitas kelas secara keseluruhan terdapat di Lampiran 1.

Setelah sampel telah dilakukan pengujian separabilitas, sampel lalu dibagi dengan menggunakan *k-fold cross validation* dengan $k=10$, yang bermakna dilakukan pengulangan percobaan sebanyak 10 kali yang menghasilkan 10 kelompok percobaan. Setiap kelompok percobaan sebanyak 90% data sampelnya dijadikan data latih dan 10% sisanya dijadikan data uji. Pemilihan $k=10$ menunjukkan metode yang standar untuk evaluasi (Witten dan Frank 2005).

Model klasifikasi dibangun dengan algoritme C5.0 menggunakan data latih dan diuji akurasi menggunakan data uji. Berdasarkan 10 kelompok percobaan yang ada akan diperoleh 10 model klasifikasi yang berbeda. Model dengan tingkat akurasi tertinggi dan jumlah aturan yang sedikit kemudian dipilih sebagai model terbaik. Model akan digunakan untuk mengklasifikasikan citra secara keseluruhan. Tabel 11 menunjukkan akurasi model seluruh kelompok percobaan untuk citra tahun 2014 sedangkan Tabel 12 untuk model klasifikasi citra tahun 2015. Kode R yang digunakan dalam klasifikasi terdapat pada Lampiran 2.

Tabel 11 Akurasi rata-rata model klasifikasi citra 2014 berbasis aturan

<i>Fold</i>	Jumlah aturan	Koefisien Kappa	Akurasi keseluruhan (%)
1	1056	0.8122	84.88
2	1021	0.8121	84.95
3	1099	0.8110	84.79
4	1035	0.8114	84.90
5	1047	0.8094	84.66
6	1067	0.8114	84.82
7	1078	0.8150	85.10
8	1120	0.8140	85.03
9	1093	0.8109	84.78
10	986	0.8090	84.80

<i>Fold</i>	Jumlah aturan	Koefisien Kappa	Akurasi keseluruhan (%)
Rata-rata		0.8120	84.87

Akurasi rata-rata yang diperoleh dari model klasifikasi citra tahun 2014 sebanyak 10 *fold* yang terdapat pada Tabel 11 sebesar 84.87% dengan koefisien Kappa 0.8120. Model klasifikasi citra 2015 memiliki akurasi rata-rata keseluruhan sebesar 99.9% dengan koefisien Kappa 1 yang dapat dilihat di Tabel 12.

Tabel 12 Akurasi rata-rata model klasifikasi citra 2015 berbasis aturan

<i>Fold</i>	Jumlah aturan	Koefisien Kappa	Akurasi keseluruhan (%)
1	27	1.00	99.91
2	26	1.00	99.89
3	28	1.00	99.86
4	26	1.00	99.90
5	30	1.00	99.96
6	27	1.00	99.90
7	24	1.00	99.91
8	25	1.00	99.89
9	25	1.00	99.89
10	25	1.00	99.88
Rata-rata		1.00	99.90

Berdasarkan Tabel 11 dan Tabel 12 dapat dilihat bahwa model klasifikasi yang memiliki akurasi dan nilai koefisien Kappa tertinggi terdapat pada *fold* ke-7 untuk citra tahun 2014 dan *fold* ke-5 untuk citra tahun 2015. Nilai kappa yang tinggi yaitu sebesar 0.8150 menunjukkan bahwa kesesuaian antara kelas prediksi dan aktual sangat kuat (lihat *degree of agreement* Kappa pada Tabel 8). Nilai koefisien Kappa pada model 2015 sama karena jumlah aturan yang dihasilkan setiap *fold* tidak berbeda signifikan. Adapun pada model 2014 jumlah aturan suatu model *fold* tertentu dengan *fold* lainnya cukup jauh berbeda. Secara umum semakin tinggi koefisien Kappa cenderung memiliki jumlah *rule* yang lebih banyak karena lebih detail dalam pengklasifikasian.

Akurasi setiap model diperoleh dari data uji *dataset* citra satelit yang digunakan. Semakin banyak jumlah aturan yang ada, maka semakin lama proses penerapan model untuk pengklasifikasian dilakukan. Model klasifikasi citra tahun 2014 memiliki jumlah aturan yang jauh lebih banyak jika dibandingkan dengan model tahun 2015. Hal ini karena label kelas citra tahun 2015 sampelnya secara visual lebih berbeda dibandingkan dengan sampel tahun 2014. Pada Gambar 4 dapat dilihat bahwa terdapat 9 kelas yang ketika diperbesar hingga piksel terkecil beberapa tampak serupa, yaitu sama-sama berwarna hijau. Gambar 5 setiap kelasnya secara visual sudah berbeda. Karena kemiripan inilah maka citra tahun 2014 menghasilkan model dengan jumlah aturan sangat banyak.

Analisis Model Klasifikasi Citra Satelit

Evaluasi hasil klasifikasi dilihat menggunakan beberapa ukuran yaitu akurasi, kesalahan komisi, kesalahan omisi, dan citra keseluruhan hasil klasifikasi. Nilai akurasi diperoleh dengan *confusion matrix*. Tabel 13 merupakan *confusion matrix* untuk model klasifikasi citra tahun 2014 dan Tabel 14 untuk model klasifikasi citra tahun 2015. *Confusion matrix* dibuat berdasarkan model klasifikasi terbaik dari ke-10 *fold*.

Tabel 13 *Confusion matrix* model klasifikasi citra tahun 2014

Prediks	Aktual								
i	A	B	C	D	E	F	G	H	I
A	1226 9	316	3460	14	35	1	758	67	0
B	236	14495	114	0	0	0	8	11	0
C	2490	71	10355	2	7	0	76	14	0
D	51	5	7	245	0	2	14	107	0
E	165	2	55	0	292	0	1	0	0
F	0	2	0	0	0	2976	0	0	0
G	871	11	258	10	0	0	9276	7	0
H	34	4	1	6	0	0	5	4452	0
I	0	0	0	0	0	0	0	0	1174

Keterangan: (A) Semak belukar / tegalan (B) Hutan (C) Kebun (D) Urban (E) Sawah (F) Air (G) Lahan terbuka (H) Awan/Kabut (I) *Unclassified*

Tabel 14 *Confusion matrix* model klasifikasi citra tahun 2015

Prediksi	Aktual					
	Awan	Kabut	Sebelum terbakar	Setelah terbakar	Terbakar	<i>Unclassified</i>
Awan	596	0	0	0	0	0
Kabut	0	1036	0	0	0	0
Sebelum terbakar	0	2	4366	3	0	0
Setelah terbakar	0	0	1	644	0	0
Terbakar	0	0	0	0	77	0
<i>Unclassified</i>	0	0	0	0	0	980

Tabel 15 merupakan kesalahan omisi dan komisi dari model klasifikasi citra tahun 2014 dan Tabel 16 untuk model klasifikasi citra tahun 2015. Kesalahan omisi dan komisi dihitung berdasarkan *confusion matrix* pada Tabel 13 dan 14. Kesalahan omisi adalah jumlah kesalahan interpretasi dari kelas X dibagi dengan jumlah seluruh kelas yang diinterpretasi, sedangkan kesalahan komisi merupakan jumlah kelas lain yang diinterpretasikan sebagai kelas X dibagi jumlah seluruh kelas yang diinterpretasikan.

Tabel 15 Kesalahan omisi dan komisi model klasifikasi citra tahun 2014

Kelas	Kesalahan omisi	Kesalahan komisi
Semak belukar / tegalan	0.239	0.275
Hutan	0.028	0.025
Kebun	0.273	0.204
Urban	0.116	0.432
Sawah	0.126	0.433
Air	0.001	0.001
Lahan terbuka	0.085	0.111
Awan / kabut asap	0.044	0.011
<i>Unclassified</i>	0	0

Tabel 16 Kesalahan omisi dan komisi model klasifikasi citra tahun 2015

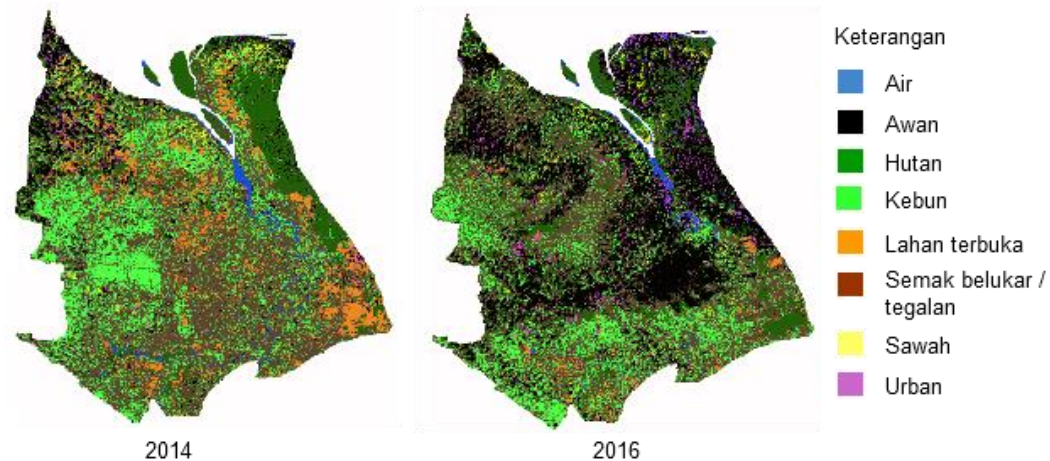
Kelas	Kesalahan omisi	Kesalahan komisi
Awan	0	0
Kabut	0.002	0
Sebelum terbakar	0	0.001
Setelah terbakar	0.005	0.002
Terbakar	0	0
<i>Unclassified</i>	0	0

Kesalahan omisi terbesar untuk model klasifikasi citra tahun 2014 terdapat pada kelas kebun dan kesalahan komisi terbesar pada kelas sawah dan urban. Pada model klasifikasi citra tahun 2015 baik kesalahan omisi maupun komisi terbesar terdapat pada kelas setelah terbakar. Kesalahan omisi terjadi karena sampel dari suatu kelas tidak mewakili kelas di lapangan. Kesalahan komisi suatu kelas terjadi saat terdapat banyak piksel-piksel kelas lain di lapangan yang diklasifikasikan pada kelas tersebut.

Kesalahan omisi di model citra tahun 2014 banyak terjadi pada kelas kebun dan semak, karena secara visual kedua kelas tersebut memiliki kemiripan yaitu sama-sama berwarna hijau. Kemiripan antara kelas kebun dan kelas semak belukar menyebabkan kelas kebun sering diklasifikasikan menjadi kelas semak belukar maupun sebaliknya.

Deteksi Perubahan Tutupan Lahan

Setelah setiap citra diklasifikasikan, selanjutnya dihitung estimasi luas setiap kelas pada masing-masing citra. Hasil klasifikasi citra tahun 2014 dan 2016 dapat dilihat pada Gambar 6. Citra tahun 2016 diklasifikasikan dengan menggunakan model klasifikasi C5.0 yang dibangun dari sampel citra tahun 2014 karena memiliki kombinasi *band* dan label kelas yang sama.



Gambar 6 Hasil klasifikasi citra 2014 dan 2016 dengan algoritme C5.0

Berdasarkan Gambar 6, secara visual dapat dilihat terjadi perubahan tutupan lahan antara tahun 2014 dengan 2016. Jumlah piksel masing-masing kelas dapat dihitung untuk mengestimasi luas lahan di lapangan. Estimasi luas dari setiap kelas diperoleh dengan mengalikan jumlah piksel setiap kelas dengan resolusi spasial Landsat 8, yaitu sebesar 30 m x 30 m (900 m²) dan dikonversi ke ha. Tabel 17 menunjukkan estimasi luas setiap kelas untuk citra tahun 2014 dan 2016. Jumlah piksel setiap kelas terdapat pada Lampiran 4.

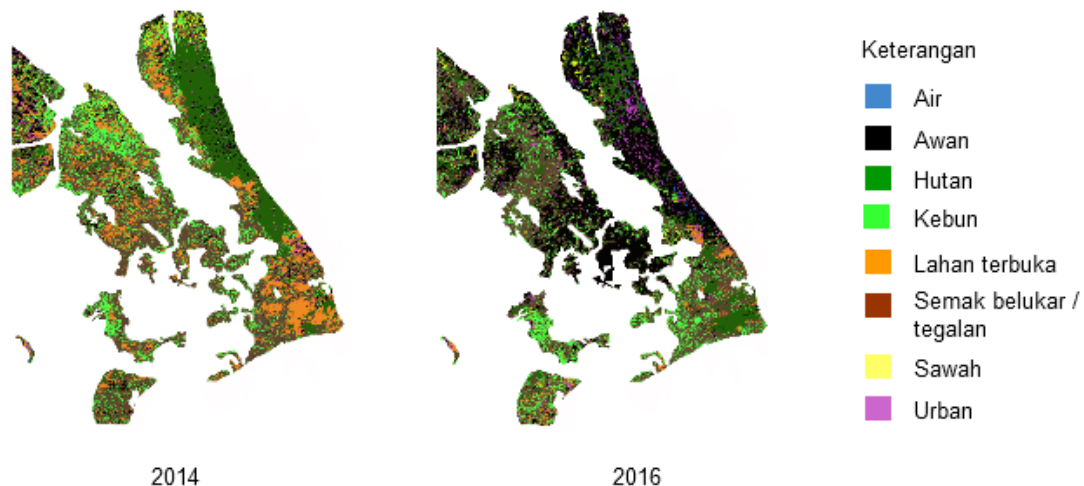
Tabel 17 Estimasi perubahan tutupan lahan antara tahun 2014 dan 2016

Kelas	Estimasi luas lahan tahun 2014 (ha)	Estimasi luas lahan tahun 2016 (ha)
<i>Unclassified</i>	1 306 766.2	1 308 274.1
Semak belukar/tegalan	3 96 408.4	299 118.2
Hutan	110 330.7	100 241.6
Kebun	201 400.9	145 915.7
Awan/Kabut	78 473.5	292 907.8
Lahan terbuka	72 110.8	13 153.9
Urban	16 154.2	27 656.6
Sawah	10 503.9	8 035.2
Air	11 658.7	8 504.4
Total	2 203 807.3	2 203 807.3

Tabel 17 menunjukkan bahwa setiap kelas mengalami perubahan jumlah luas. Kelas *unclassified* yang seharusnya berjumlah sama pada tahun 2014 dan 2016 karena merupakan *boundary area* yang tidak dianalisis juga ikut berubah. Beberapa piksel dengan kelas *unclassified* kemungkinan dikelompokkan ke dalam kelas air atau semak yang beberapa pikselnya ada yang berwarna gelap.

Pada citra tahun 2014 dan 2016 tutupan semak belukar mendominasi keseluruhan citra. Hasil klasifikasi citra 2016 menunjukkan jumlah tutupan awan/kabut meningkat drastis sehingga tutupan sebenarnya yang terdapat di bawah awan tidak dapat diketahui. Gambar 6 dan Tabel 17 menunjukkan visualisasi dan estimasi luas kelas untuk seluruh tutupan wilayah Rokan Hilir.

Penelitian ini fokus menganalisis dampak kebakaran wilayah gambut pada tahun 2015 sehingga perlu diketahui luas setiap kelas pada area gambut. Gambar 7 menunjukkan visualisasi perbandingan tutupan lahan gambut 2014 dan 2016. Estimasi luas setiap kelas dapat dilihat pada Tabel 18.

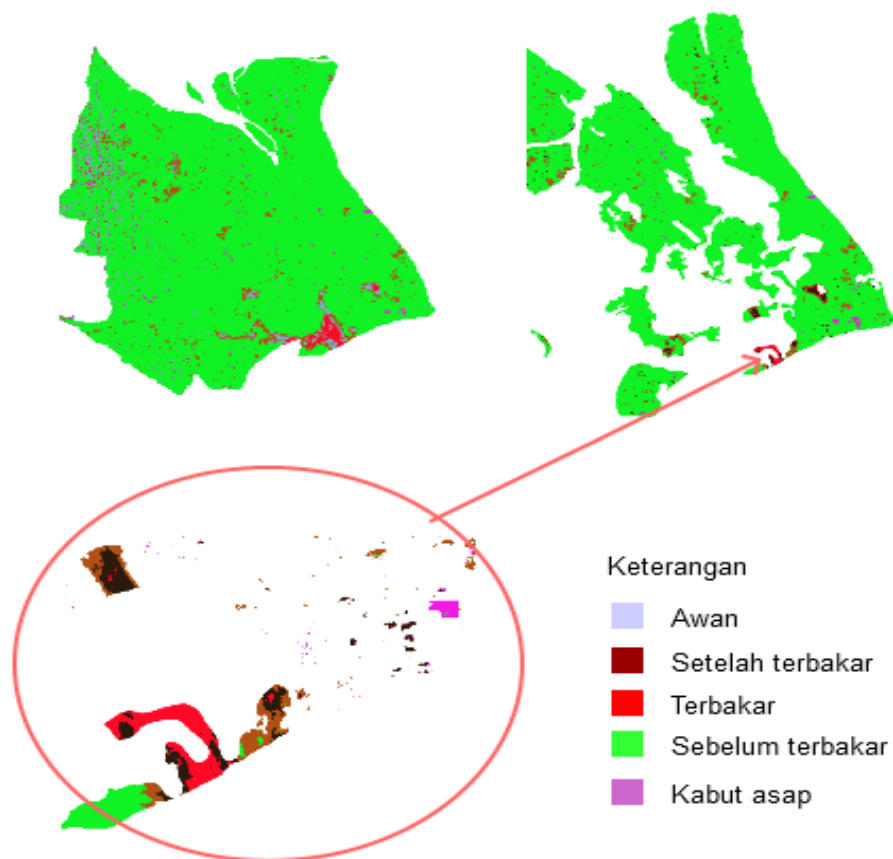


Gambar 7 Visualisasi lahan 2014 dan 2016 di area gambut

Tabel 18 Estimasi luas tutupan lahan tahun 2014 dan 2016 di area gambut

Kelas	Estimasi luas lahan di area gambut tahun 2014 (ha)	Estimasi luas lahan di area gambut tahun 2016 (ha)
<i>Unclassified</i>	862 208.4	862 208.4
Semak belukar/tegalan	150 888.9	115 143.8
Hutan	60 127.7	40 580.7
Kebun	58 250.3	40 710.2
Awan/Kabut	22 530.5	133 399.4
Lahan terbuka	52 024.3	7 564.5
Urban	5 725.9	12 225.1
Sawah	4 468.3	3 445.7
Air	119.1	1 065.5
Total	1 216 343.0	1 216 343.0

Berdasarkan Tabel 18 dan 17, dapat diketahui bahwa dari total 110330.7 ha hutan pada tahun 2014, 60127.65 ha di antaranya merupakan hutan gambut. Citra tahun 2015 lalu diklasifikasikan menggunakan model berbeda. Citra ini diklasifikasikan ke dalam 6 kelas yang fokus pada area kebakaran lahan. Gambar 8 menunjukkan hasil klasifikasi citra tahun 2015 untuk keseluruhan area Rokan Hilir dan setelah diseleksi wilayah lahan gambut dengan peta lahan gambut dari Wetlands . Estimasi luasan setiap kelas untuk kedua citra terdapat pada Tabel 19. Jumlah piksel setiap kelas 2015 terdapat pada Lampiran 5.



Gambar 8 Hasil klasifikasi citra tahun 2015

Tabel 19 Estimasi luas setiap kelas citra tahun 2015

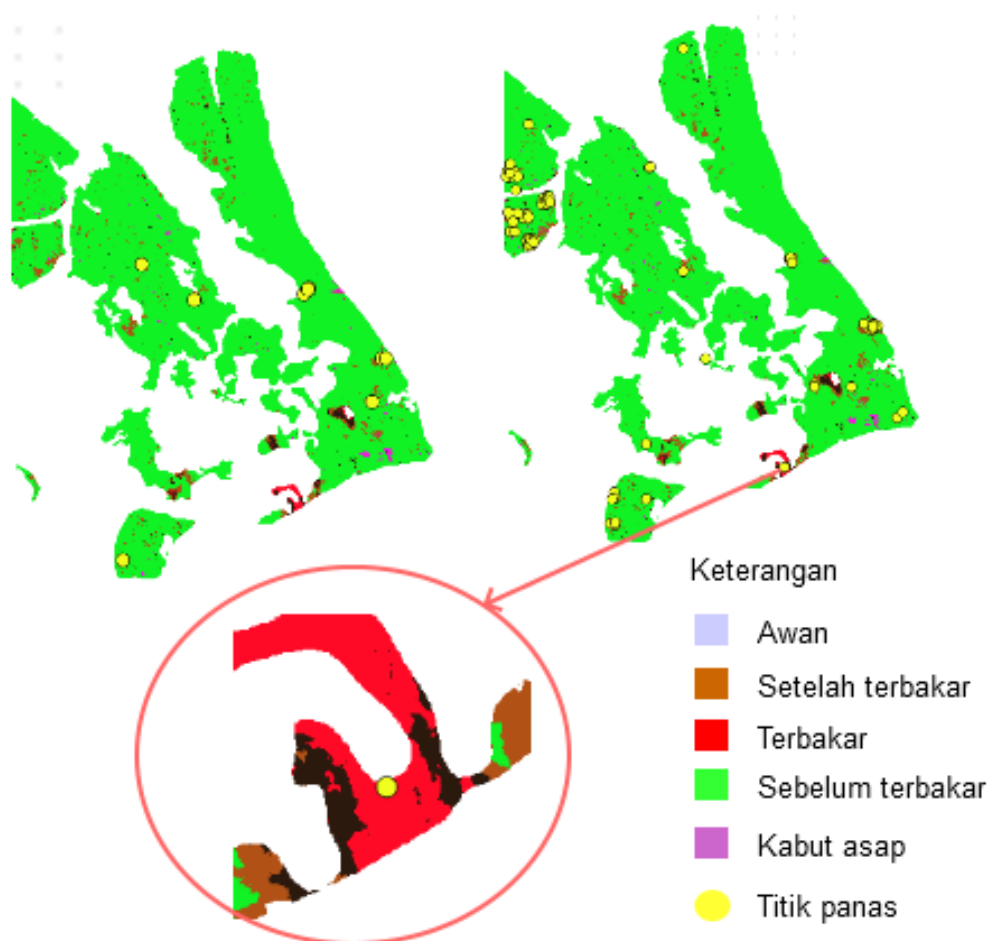
Kelas	Estimasi luas citra tahun 2015 (ha)	Estimasi luas citra tahun 2015 di area gambut (ha)
Awan	29 153.5	3 636.0
Kabut	6 561.1	1 920.6
Sebelum terbakar	819 755.3	335 185.9
Setelah terbakar	30 009.3	11 477.2
Terbakar	9 010.9	1 915.3
<i>Unclassified</i>	1 309 317.2	862 208.4
Total	2 203 807.3	1 216 343.0

Pada Gambar 8 dapat dilihat bahwa area kelas terbakar dan setelah terbakar tersebar dan banyak terjadi di regional bawah Kabupaten Rokan Hilir. Terdapat sejumlah piksel awan dan kabut asap yang tersebar dan tidak mengelompok secara besar pada citra. Tabel 19 juga menunjukkan bahwa kelas *unclassified* mengalami perubahan jumlah piksel yang artinya terdapat kesalahan klasifikasi beberapa piksel kelas *unclassified* ke kelas lainnya. Berdasarkan Tabel 19 diketahui bahwa dari total 9010.9 ha area terbakar Rokan Hilir di tahun 2015, 1555.3 ha di antaranya atau 17.26% terletak di wilayah gambut. Dari 6 kelas klasifikasi citra tahun 2015, hanya empat kelas yang dapat diduga menunjukkan kebakaran yaitu kelas awan, kabut, setelah terbakar, dan terbakar. Terdapat sebanyak 210545 piksel (18949.1 ha) area gambut yang termasuk dalam wilayah kebakaran tahun 2015.

Analisis Hubungan Perubahan Tutupan Lahan dengan Kejadian Kebakaran

Area lahan yang mengalami perubahan tutupan lahan akan dievaluasi dengan kejadian kebakaran. Evaluasi dilakukan untuk melihat kemungkinan perubahan tutupan lahan yang diiringi dengan kejadian kebakaran. Kejadian kebakaran yang ditandai dengan pola sekuensial kemunculan titik panas diplot posisi dengan citra tahun 2015 hasil klasifikasi. Pola sekuensial yang ada ternyata tidak terlalu banyak persebarannya sehingga diperkuat dengan data titik panas.

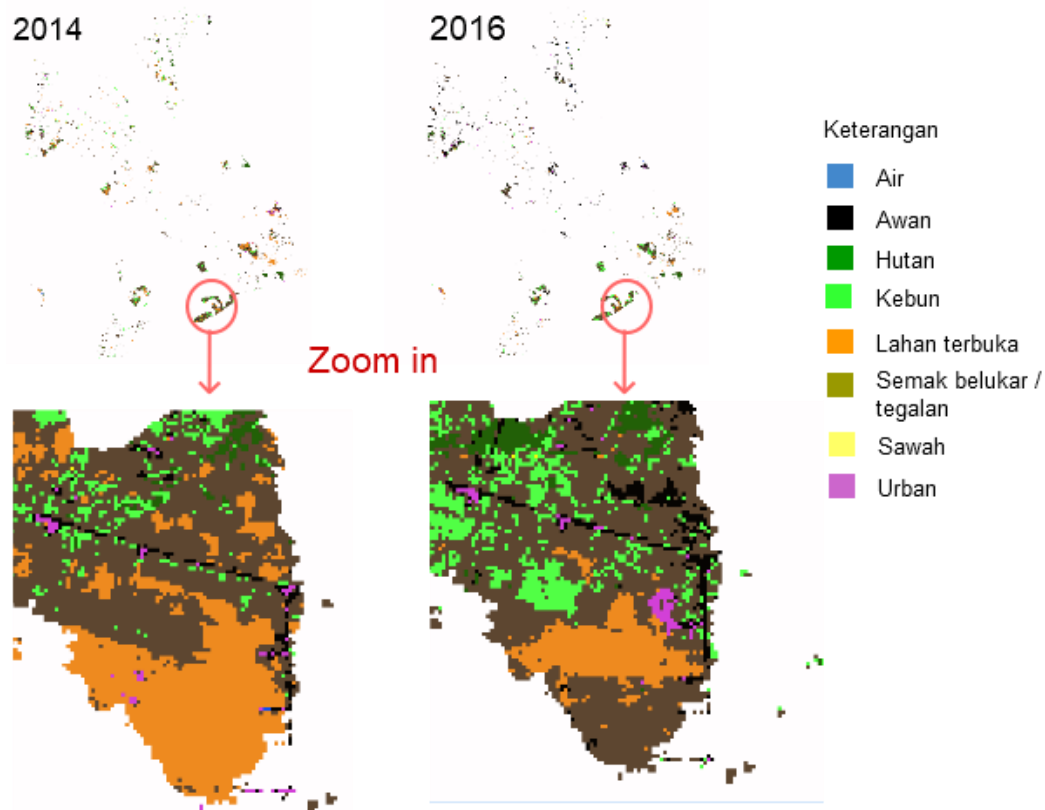
Data yang digunakan baik pola sekuens maupun titik panas merupakan data yang terjadi dalam rentang seminggu sebelum tanggal citra sampai seminggu setelah tanggal citra. Hal ini karena ketika kebakaran hutan besar terjadi maka api dan asapnya dapat bertahan selama seminggu atau lebih, khususnya lahan gambut. Plot posisi pola sekuens dan titik panas terhadap citra tahun 2015 dapat dilihat pada Gambar 9.



Gambar 9 Plot posisi pola sekuens dan titik panas dengan citra tahun 2015

Pada Gambar 9 dapat dilihat meskipun hasil klasifikasi menunjukkan regional bawah Rokan Hilir memiliki area terbakar yang luas, namun tidak banyak pola sekuens dan titik panas di atasnya. Jika dilihat citra komposit tahun 2015 yang terdapat pada Gambar 3, area tersebut ditutupi kabut asap tebal. Kemungkinan besar titik panas tidak dapat dideteksi oleh satelit Terra dan Aqua yang merekam data

titik panas. Meski demikian titik sebagian besar berada tepat di atas empat label kelas yang menunjukkan dugaan kebakaran yaitu awan, kabut asap, terbakar, dan setelah terbakar. Citra klasifikasi tahun 2015 kemudian dikonversi ke bentuk poligon dan dipilih area empat kelas tersebut untuk dilakukan *clipping* dengan citra hasil klasifikasi tahun 2014 dan 2016. Perbandingan hasil *clipping* kedua tahun tersebut terdapat pada Gambar 10.



Gambar 10 Perbandingan kelas citra tahun 2014 dan 2016 di area kebakaran 2015 pada wilayah gambut

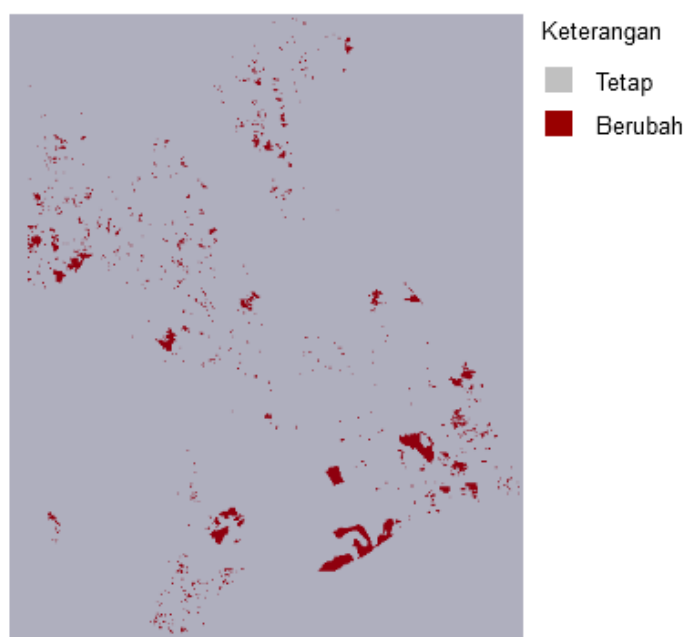
Secara visual, Gambar 10 menunjukkan bahwa terdapat perubahan sebagian piksel antara citra tahun 2014 dengan 2016. Perubahan yang terjadi ini diduga kemungkinan besar karena kejadian kebakaran pada tahun 2015, karena merupakan hasil *clipping* dengan klasifikasi area kebakaran tahun 2015. Tabel 20 menunjukkan luas tutupan lahan pada wilayah gambut di area kebakaran 2015. Jumlah piksel tutupan lahan di area tersebut terdapat pada Lampiran 6.

Tabel 20 Estimasi luas tutupan lahan tahun 2014 dan 2016 pada area kebakaran

Kelas	Estimasi luas lahan tahun 2014 (ha)	Estimasi luas lahan tahun 2016 (ha)
Semak belukar / tegalan	8 735.3	7 994.1
Hutan	1 936.9	1 370.4
Kebun	2 386.6	2 449.1
Awan/Kabut	1 138.7	4 661.2
Lahan terbuka	4 098.2	1 801.7

Kelas	Estimasi luas lahan tahun 2014 (ha)	Estimasi luas lahan tahun 2016 (ha)
Urban	504.3	515.1
Sawah	122.0	113.0
Air	27.0	46.3
Total	18 949.1	18 949.1

Raster calculator yang terdapat pada QuantumGIS kemudian diaplikasikan terhadap kedua citra yang bertujuan untuk melihat piksel mana yang mengalami perubahan dan yang tetap. Piksel yang berubah akan bernilai 1 sedangkan yang tetap bernilai 0. Gambar 11 menunjukkan citra *output* dari proses *raster calculator*.



Gambar 11 Citra hasil proses *raster calculator*

Setelah diperoleh citra raster hasil proses *raster calculator*, citra tersebut kemudian diolah di R untuk memperoleh nilai digitalnya dan membandingkan piksel yang terdeteksi berubah dengan piksel pada citra 2014 dan 2016 untuk dilihat perubahannya. Terdapat 210545 piksel (18949.1 ha) yang merupakan area kebakaran di wilayah gambut pada tahun 2015 (lihat Tabel 20) dan yang mengalami perubahan tutupan lahan sebanyak 140249 piksel (12622.4 ha). Tabel 21 menunjukkan detail perbandingan luas tutupan lahan antara tahun 2014 dan 2016 di area kebakaran yang mengalami perubahan beserta perubahannya. Jumlah perbandingan piksel pada area kebakaran antara kedua tahun tersebut terdapat pada Lampiran 7.

Tabel 21 Perubahan tutupan lahan tahun 2014 dan 2016 pada area kebakaran tahun 2015

Kelas pada citra 2014 (luas dalam ha)	Kelas pada citra 2016 (luas dalam ha)	Luas yang tidak berubah (ha)
Air (27)	Semak belukar / tegalan (3.33), Hutan (0.36), Kebun (0.18), Awan/Kabut (3.06), Lahan terbuka (16.02), Urban (3.87), Sawah (0.18) Total: 27	0
Semak belukar/ tegalan (8775.81)	Air (16.38), Hutan (388.17), Kebun (1559.97), Awan/Kabut (1978.65), Lahan terbuka (496.71), Urban (169.32), Sawah (44.28) Total: 4653.54	4081.77
Hutan (1936.89)	Air (17.73), Semak belukar / tegalan (259.74), Kebun (72.63), Awan/Kabut (594.27), Lahan terbuka (233.82), Urban (54.99), Sawah (22.50) Total: 1255.68	683.64
Kebun (2386.62)	Air (2.7), Semak belukar / tegalan (1009.17), Hutan (125.91), Awan/Kabut (622.26), Lahan terbuka (91.17), Urban (54), Sawah (18.18) Total: 1923.39	463.23
Awan/Kabut (1138.68)	Air (2.88), Semak belukar / tegalan (441.63), Hutan (55.98), Kebun (79.11), Lahan terbuka (136.26), Urban (43.29), Sawah (10.71) Total: 769.86	368.82
Lahan terbuka (4098.24)	Air (5.49), Semak belukar / tegalan (2007.27), Hutan (97.02), Kebun (238.77), Awan/Kabut (909.85), Urban (141.3), Sawah (13.59) Total: 3409.29	688.95
Urban (504.27)	Air (0.27), Semak belukar / tegalan (149.58), Hutan (12.6), Kebun (25.65), Awan/Kabut (137.16), Lahan terbuka (134.91), Sawah (2.52) Total: 462.69	41.58
Sawah (122.04)	Air (0.81), Semak belukar / tegalan (41.58), Hutan (9.18), Kebun (9.54), Awan/Kabut (51.12), Lahan terbuka (2.07), Urban (6.66) Total: 120.96	1.08

Berdasarkan Tabel 21, dapat dilihat terdapat perubahan yang tidak mungkin terjadi seperti air menjadi tutupan hutan yang tidak mungkin terjadi dalam kurun

waktu yang singkat. Hal ini disebabkan akurasi model bernilai sekitar 85% yang bermakna terdapat kemungkinan kesalahan sebesar 15%. Kelas yang menarik dianalisis adalah luas perubahan hutan karena mengindikasikan deforestasi hutan gambut. Hutan dikatakan mengalami deforestasi ketika berubah menjadi semak / tegalan, perkebunan, lahan terbuka, urban, atau sawah. Tabel 22 menunjukkan detail luas deforestasi gambut periode 2014-2016 di Rokan Hilir.

Tabel 22 Luas deforestasi gambut Rokan Hilir periode 2014-2016

Kelas 2014 (Jumlah piksel, Luas)	Kelas 2016 (Jumlah piksel)	Estimasi luas kelas 2016 (ha)
Hutan (21521, 1936.89 ha)	Semak / tegalan (2886)	259.74
	Kebun (807)	72.63
	Lahan terbuka (2598)	233.82
	Urban (611)	54.99
	Sawah (250)	22.5
Total		643.68

Dari total 21521 piksel (1936.89 ha) hutan gambut di citra tahun 2014 pada area kebakaran, terdapat sebanyak 7152 piksel (643.68 ha) yang berubah menjadi 5 kelas tersebut di tahun 2016. Hal ini bermakna terjadi deforestasi hutan sebesar 33.23% dalam kurun periode 2014-2016 akibat kebakaran hutan tahun 2015. Angka ini menunjukkan bahwa kebakaran di Riau pada tahun 2015 termasuk kebakaran besar yang berdampak pada deforestasi cukup tinggi dalam kurun waktu yang singkat.

Konversi lahan hutan menjadi non hutan, baik untuk pertanian, perladangan, maupun perkebunan umumnya disertai kegiatan pembakaran. Kegiatan ini dilakukan dalam kegiatan penyiapan lahan di Sumatra maupun Kalimantan (Syauфина 2008). Hal ini menunjukkan bahwa kemungkinan besar kebakaran yang menyebabkan deforestasi tahun 2014-2016 disebabkan oleh manusia. Simpulan ini didukung oleh Tabel 22 yang menunjukan perubahan hutan gambut cenderung menjadi lahan lain yang dimanfaatkan oleh manusia. Apabila tidak segera ditangani dengan serius oleh pemerintah, tidak menutup kemungkinan area hutan di Riau akan terus berkurang akibat kegiatan masyarakatnya sendiri. Deforestasi periode 2014-2016 menunjukkan angka 33.23% yang bermakna apabila beberapa tahun ke depan terjadi kebakaran kembali berulang kali, tidak menutup kemungkinan luas hutan gambut di Rokan Hilir akan terus berkurang hingga akhirnya hilang. Implementasi peraturan undang-undang baru perlu diperkuat jika Indonesia ingin memenuhi komitmen global mengurangi emisi gas rumah kaca, terutama dari degradasi hutan gambut termasuk kebakaran hutan dan lahan.

5 SIMPULAN DAN SARAN

Simpulan

Penelitian ini melakukan identifikasi dan estimasi deforestasi hutan gambut di Kabupaten Rokan Hilir, Riau selama periode 2014 – 2016 akibat kebakaran tahun 2015. Model klasifikasi untuk mengestimasi perubahan lahan pada penelitian ini dibangun menggunakan algoritme C5.0 dan menghasilkan model dengan akurasi sebesar 85%. Seluas 18949.1 ha wilayah gambut di Rokan Hilir teridentifikasi mengalami kebakaran pada tahun 2015 dan 12622.4 ha di antaranya tutupan lahannya berubah fungsi. Terdapat 8 tutupan lahan yang dianalisis dengan fokus utama adalah lahan hutan. Lahan hutan yang berubah fungsi menjadi semak belukar / tegalan, kebun, lahan terbuka, urban, dan sawah mengindikasikan terjadinya deforestasi. Dari total 12622.4 ha area kebakaran di tahun 2015, 1936.89 ha merupakan hutan gambut. Berdasarkan analisis yang dilakukan, kebakaran di tahun 2015 berdampak pada deforestasi hutan gambut yang mencapai 33.23% atau seluas 643.68 ha. Deforestasi periode 2014-2016 menunjukkan angka 33.23% yang bermakna apabila beberapa tahun ke depan terjadi kebakaran kembali berulang kali, tidak menutup kemungkinan luas hutan gambut di Rokan Hilir akan terus berkurang hingga akhirnya hilang.

Saran

Saran yang dapat disampaikan berdasarkan hasil penelitian ini adalah:

- 1 Menerapkan teknik lain yang dapat melihat tekstur dan pola lahan selain hanya warna piksel.
- 2 Menggunakan citra satelit resolusi tinggi sehingga proses sampling lebih tepat sesuai kelas di lapangan.
- 3 Menambahkan faktor ekonomi dan sosial agar dapat dilihat perubahan masyarakat sekitar area deforestasi dari kedua sisi tersebut.
- 4 Menambahkan faktor cuaca untuk mendukung kejadian kebakaran.

DAFTAR PUSTAKA

- Abriantini G, Sitanggang IS, Trisminingsih R. 2017. Hotspot sequential pattern visualization in peatland of Sumatera and Kalimantan using Shiny framewok. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. 54:1-7.
- Agus F, Subiksa IGM. 2008. *Lahan Gambut: Potensi untuk pertanian dan aspek lingkungan*. Bogor (ID): Balai Penelitian Tanah dan World Agroforestry Centre (ICRAF).
- Agustina T, Sitanggang IS. 2015. Sequential patterns fot hotspot occurences based weather data using Clospan algorithm. *2015 Third International Conference on Adaptive and Intellegent Agroindustry (ICAIA)*, hlm:301-305.
- Altman DG. 1991. *Practical statistics for medical research*. London (UK): Chapman and Hall.
- [BB Litbang SDLP] Balai Besar Penelitian dan Pengembangan Sumberdaya Lahan Pertanian. 2011. Peta Lahan Gambut Indonesia [Internet]. [diunduh 2017 Februari 15]. Tersedia pada: http://bbsdlp.litbang.pertanian.go.id/phocadownload/gambut_indonesia_250000/Naskah%20Peta%20Gambut%20Indonesia%202011.pdf
- [BSN] Badan Standardisasi Nasional. 2014. Metode Perhitungan Perubahan Tutupan Lahan Berdasarkan Hasil Penafsiran Citra Penginderaan Jauh Optik Secara Visual [Internet]. [diunduh 2017 Desember 2]. Tersedia pada: http://appgis.dephut.go.id/appgis/download.aspx?status=view&filename=SN_2014_8033_Metoda_Penghitungan_Perubahan_Tutupan_Hutan.pdf&fileFullName=E:%5Cwebgisapp%5CDownload%5CPemantauan%20Hutan%20Nasional%5CSNI_2014_8033_Metoda_Penghitungan_Perubahan_Tutupan_Hutan.pdf
- Buchman M. 2008. Land use modeling using higher order Markov chains [tesis]. Illinois (US): Southern Illinois University.
- Cao H, Mamoulis N, Cheun DW. 2005. Mining frequent spatio-temporal sequential patterns. *Fifth IEEE International Conference on Data mining*, hlm: 82-89.
- Chang KT. 2012. *Introduction to geographic information system, 7th Edition*. New York (US): McGraw-Hill.
- Elvidge CD. 2014. Indonesia Peatland Fire Detection with Nigttime Landsat. Colorado (US): NOAA-NESDIS Nation Geophysical Data Center.
- Foody GM. 2002. Status of Land Cover Classification Accuracy Assesment. *Remote Sensing of Environtment*. 8:185-201.
- Giglio L, Justice CO, Schroeder W. 2016. The collection 6 MODIS active fire detection algorithm and fire products. *Remote Sensing of Environment*. 178:31-41.
- Han J, Kamber M, Pei J. 2011. *Data Mining: Concepts and Techniques*, Ed ke-3. Massachusetts (US): Morgan Kaufmann.
- Indriyanto. 2005. *Ekologi Hutan*. Jakarta (ID): PT Bumi Aksara.
- Istiqomah N. 2016. Identifikasi fire spot berdasarkan pola sekuens titik panas dan klasifikasi area terbakar di lahan gambut [tesis]. Bogor (ID): Institut Pertanian Bogor.

- Jaya INS. 2010. *Analisis Citra Digital Perspektif Penginderaan Jauh untuk Pengelolaan Sumberdaya Alam*. Bogor (ID): Fakultas Kehutanan Institut Pertanian Bogor.
- [Kemenhut] Kementerian Kehutanan. 2009. Peraturan menteri kehutanan nomor: p.12/menhut-ii/2009 [internet]. Jakarta(ID): Kemenhut. [diunduh 2016 Oktober 12]. Tersedia pada: http://www.dephut.go.id/uploads/files/P12_09.pdf
- Khaira U, Sitanggang IS, Syaufina L. 2016. Detection and Prediction of Peatland Cover Changes Using Support Vector Machine and Markov Chain Model. *TELKOMNIKA*, hlm:294-301.
- [KLH] Kementerian Lingkungan Hidup. 2009. *Indonesia: Summary for Policy Makers: Indonesia Second National Communication Under The United Nations Framework Convention on Climate Change (UNFCCC)*. Jakarta (ID): Kementerian Negara Lingkungan Hidup.
- [KLHK] Kementrian Lingkungan Hidup dan Kehutanan. 2015. *Statistik Kementrian Lingkungan Hidup dan Kehutanan Tahun 2014*. Jakarta (ID): Kementrian Lingkungan Hidup dan Kehutanan.
- Langner A, Miettinen J, Siegert F. 2007. Land cover change 2002–2005 in Borneo and the role of fire derived from MODIS imagery. *Global Change Biology*. 13: 2329–2340.
- Lillesand Th, M Ralph, W Kiefer. 1994. *Remote Sensing and Image Interpretation*. John Willey and Sons. New York.
- Melnikova. 2014. Landsat Image Processing and Classification in IDRISI SELVA. Rusia (RU): Kyrgyz State University of Construction.
- Miettinen J, Liew SC. 2005. Connection between fire and land cover change in Southeast Asia: a remote sensing case study in Riau, Sumatra. *International Journal of Remote Sensing*. 26:1109-1126.
- Muslim, Kurniawan S. 2008. *Fakta Hutan dan Kebakaran 2002-2007: Informasi atas perubahan hutan gambut / rawa gambut Riau, Sumatra – Indonesia*. Pekanbaru (IDN) : Jaringan Kerja Penyelamat Hutan Riau (Jikalahari).
- Nurulhaq NZ, Sitanggang IS. 2015. Sequential pattern mining on hotspot data in Riau Province using the PrefixSpan Algorithm. *International Conference on Adaptive and Intelligent Agro-industry (ICAIA)*, hlm:257-260.
- Pandya R, Pandya J. 2015. Algorithm to Improved Decision Tree with Feature Selection and Reduced Error Pruning. *International Journal of Computer Application*. 117(16), hlm: 18-21.
- Patil N, Lathi R, Chitre V. 2012. Customer card classification based on C5.0 and CART algorithms. *International Journal of Engineering Research and Applications*; 2012 July-August. 2 (4):164-167.
- Pennington C. 2006. Burn scar mapping in the sabine national wildlife refuge using Landsat TM and ETM+ imagery [tesis]. Los Angeles (US): B.A. Lousiana State University.
- Reis S. 2008. Analyzing Land Use/Land Cover Changes Using Remote Sensing and GIS in Rize, North-East Turkey. *Sensors*. hlm: 6188-6202.
- Rolf ADB. 2001. Principles of Geographic Information Systems. Enschede (NLD): The International Institute for Geo-Information Science and Earth Observation (ITC).

- Rulequest. 2012. C5.0: An Informal Tutorial. [Internet]. [diunduh 2017 Oktober 6]. Tersedia pada: <https://www.rulequest.com/see5-unix.html>.
- Sharma R, Ghosh A, Joshi PK. 2013. Decision Tree Approach for Classification of Remotely Sensed Satellite Data using Open Source Support. India (IN): TERI University New Delhi.
- Shofiana DA. 2017. Analisis Confidence Titik Panas sebagai Indikator Kebakaran Lahan Gambut dengan Pendekatan Sequential Pattern Mining. [skripsi]. Bogor (ID). Institut Pertanian Bogor.
- Sumargo W, Nanggara S G, Nainggolan F A, Apriani I. 2011. *Potret Keadaan Hutan Indonesia, Periode Tahun 2000-2009*. Bogor: Forest Watch Indonesia
- Syaufina L. 2008. *Kebakaran Hutan dan Lahan di Indonesia: Perilaku Api, Penyebab, dan Dampak Kebakaran*. Malang (ID): Bayumedia Publishing.
- Tan P, Steinbach M, Kumar V. 2006. *Introduction to Data Mining*. Minneapolis (US): Addison Wesley.
- Thariqa P, Sitanggang IS, Syaufina L. 2016. Comparative Analysis of Spatial Decision Tree Algorithms for Burned Area of Peatland in Rokan Hilir Riau. *TELKOMNIKA*. 14(2), hlm: 684-691.
- Walker CM, Azen R. 2011. *Categorical Data Analysis for the Behavioural and Social Sciences*. New York (US): Routledge Taylor and Francis Group.
- Witten HI, Frank E. 2005. *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques*. Ed ke-2. USA: Morgan Kaufmann.
- Zhao Q, Bhowmick SS. 2003. Sequential pattern mining: A survey. *ITechnical Report CAIS Nanyang Technological University Singapore*. hlm: 1-26.

LAMPIRAN

Lampiran 1 Hasil uji separabilitas sampel

Perbandingan sampel kelas label (<i>band 7-5-4</i>)								
	Semak- Hutan	Semak- Kebun	Semak- Urban	Semak- Sawah	Semak- Air	Semak- Lahan Terbuka	Hutan- Kebun	Hutan- Urban
<i>Band 7</i>	1.88	0.04	1.28	0.36	2.00	1.18	1.69	2.00
<i>Band 5</i>	0.02	0.35	0.18	0.89	2.00	0.92	0.42	0.09
<i>Band 4</i>	0.44	0.06	1.98	0.06	0.89	0.43	0.16	2.00

Perbandingan sampel kelas label (<i>band 7-5-4</i>)							
	Hutan - Sawah	Hutan - Air	Hutan- Lahan Terbuka	Kebun - Urban	Kebun- Sawah	Kebun - Air	Kebun- Lahan Terbuka
<i>Band 7</i>	1.58	1.89	2.00	1.52	0.20	2.00	1.43
<i>Band 5</i>	1.13	2.00	0.84	0.88	1.41	2.00	1.81
<i>Band 4</i>	0.31	1.90	1.60	2.00	0.04	1.34	0.81

Perbandingan sampel kelas label (<i>band 7-5-4</i>)							
	Urban- Sawah	Urban- Air	Urban-Lahan Terbuka	Sawah- Air	Sawah- Lahan Terbuka	Air- Lahan Terbuka	Sawah- Air
<i>Band 7</i>	1.98	2.00	0.10	2.00	1.96	2.00	2.00
<i>Band 5</i>	1.42	1.98	0.49	2.00	1.80	1.66	2.00
<i>Band 4</i>	2.00	1.50	1.68	1.28	0.72	0.12	1.28

Lampiran 2 *Pseudocode* program R untuk klasifikasi citra

```

#image extraction
library(rgdal)
test = file.choose ()
x = new ("GDALReadOnlyDataset", test)
imagedata2 = data.frame (getRasterTable (x))
outputfile = "directory_source\\filename.csv"
data <- imagedata2[with(imagedata2, order(-band1)),]
write.table (data, file = outputfile, sep = ",", row.names = F,
             col.names = T)

data <- read.csv()
#Sample
air <- subset(data, Class=="Air")
awan <- subset(data, Class=="Awan")
terbakar <- subset(data, Class=="Terbakar")

#combineSample
data<-rbind(air,awan, ,terbakar)
data$Class <- as.factor(data$Class)

#Classification with #k-cross validation (10)
library(caret)
fold_data<-createFolds(data$Class, k = 10, list = TRUE, returnTrain =
FALSE)

```

Lampiran 2 Lanjutan

```
#data1
test1 <- data[fold_data$Fold01, ]
train1 <- data[-fold_data$Fold01, ]
library(C50)
#tree
treeModel1 <- C5.0 (x = train1[, -4], y = train1$Class)
summary(treeModel1)
#rule
ruleModel1 <- C5.0(Class ~., data = train1, rules = TRUE)
summary(ruleModel1)
postResample(predict(ruleModel1, test1), test1$Class)

#renameAttributteCitra
colnames(citra2015) <- c("x", "y", "band7", "band5", "band4")

#Predict (change output rows from image as needed)
citra2015_1 <- citra2015[1:5000000,]
predicted2015 <- predict(ruleModel5, citra2015_1)
citra2015_1$Class <- predicted2015
outputfile2015 <- "directory_target\filename.csv"
write.table (citra2015_1, file = outputfile2015, sep = ",", row.names =
F, col.names = T)
data2015 <- citra2015_1[, -(3:5)]
outputfile2015_2 <- "directory_target\filename.csv "
write.table (data2015, file = outputfile2015_2, sep = ",", row.names = F,
col.names = T)

#subset
terbakar2015 <- subset(data2015, Class=="Terbakar")
air2015 <- subset(data2015, Class=="Air")
awan2015 <- subset(data2015, Class=="Awan")

#coloringBand
air2015[, 3] <- 50
awan2015[, 3] <- 100
terbakar2015[, 3] <- 150

#combineColoredBands
data2015 <- rbind(terbakar2015, air2015, awan2015)

#convertToRaster
library(raster)
library(rgdal)
library(sp)

#convert to spatial points
coordinates(data2015) = ~x+y
proj4string(data2015) = CRS("+init=epsg:32647")
pixels2 <-
SpatialPixelsDataFrame(data2015, tolerance=0.558995, data2015@data)
#gridify sp
gridded(pixels2) <- TRUE

#convert to raster
r2015 <- raster(pixels2)
projection(r2015) = CRS("+init=epsg:32647")
#plot(r2014)
outputraster2015 <- "directory_target\filename.tif"
writeRaster(r2015, outputraster2015)
```

Lampiran 3 Contoh perhitungan *Transformed Divergence* (TD)

Contoh data yang akan diuji separabilitasnya: Kelas A dan B memiliki dua nilai *band 7* seperti tabel di bawah ini.

Kelas A	Kelas B
255	150
250	125

$$M = \begin{bmatrix} 255 & 120 \\ 250 & 125 \end{bmatrix}$$

$$\text{tr}(M) = 255 + 125 = 380$$

$$\mu_A = \frac{255 + 250}{2} = 252.5$$

$$\mu_B = \frac{150 + 125}{2} = 112.5$$

$$\mu_A - \mu_B = 252.5 - 112.5 = 140$$

$$C_A = \frac{(255 - 252.5)^2 + (250 - 252.5)^2}{2 - 1} = 12.5$$

$$C_B = \frac{(150 - 112.5)^2 + (125 - 112.5)^2}{2 - 1} = 312.5$$

$$C_A^{-1} = \frac{1}{12.5} = 0.008$$

$$C_B^{-1} = \frac{1}{312.5} = 0.0032$$

$$D = \frac{1}{2} (380)(12.5 - 312.5)(0.008 - 0.0032) + \frac{1}{2} (380)(0.008 - 0.0032)(140)(140) = 281626$$

$$T = 2000 \left(1 - \exp\left(\frac{-281626}{8}\right) \right) = 2000$$

\therefore Kelas A dan B memiliki keterpisahan yang sempurna pada *band 7*

Lampiran 4 Jumlah piksel tahun 2014 dan 2016

Kelas	Jumlah piksel 2014	Jumlah piksel 2016	Jumlah piksel 2014 di area gambut	Jumlah piksel 2016 di area gambut
<i>Unclassified</i>	14 519 624	14 536 379	9 580 093	9 580 093
Semak belukar / tegalan	4 404 538	3 323 535	1 676 543	1 279 376
Hutan	1 225 897	1 113 795	668 085	450 897
Kebun	2 237 788	1 621 285	647 226	452 336
Awan/Kabut	871 928	3 254 531	250 339	1 482 215
Lahan terbuka	801 231	146 154	578 048	84 050
Urban	179 491	307 296	63 621	135 834
Sawah	116 710	89 280	49 648	38 286
Air	129 541	94 493	1 323	11 839
Total	24 486 748	24 486 748	13 514 926	13 514 926

Lampiran 5 Jumlah piksel tahun 2015

Kelas	Jumlah piksel citra tahun 2015	Jumlah piksel citra tahun 2015 di area gambut
Awan	323 928	40 400
Kabut	72 901	21 340
Sebelum terbakar	9 108 392	3 724 288
Setelah terbakar	333 437	127 524
Terbakar	100 121	21 281
<i>Unclassified</i>	14 547 969	9 580 093
Total	24 486 748	13 514 936

Lampiran 6 Jumlah piksel lahan 2014 dan 2016 di area kebakaran tahun 2015

Kelas	Jumlah piksel 2014	Jumlah piksel 2016
Semak belukar / tegalan	97 059	88 823
Hutan	21 521	15 227
Kebun	26 518	27 212
Awan/Kabut	12 652	51 791
Lahan terbuka	45 536	20 019
Urban	5 603	5 723
Sawah	1 356	1 256
Air	300	514
Total	210 545	210 545

Lampiran 7 Jumlah piksel lahan 2014 dan 2016 di area kebakaran tahun 2015

Kelas 2014 (Jumlah piksel)	Kelas 2016 (Jumlah piksel)	Jumlah piksel tidak berubah
Air (300)	Semak belukar / tegalan (37), Hutan (4), Kebun (2), Awan/Kabut (34), Lahan terbuka (178), Urban (43), Sawah (2) Total: 300	0
Semak belukar/ tegalan (97509)	Air (182), Hutan (4313), Kebun (17333), Awan/Kabut (21985), Lahan terbuka (5 519), Urban (1882), Sawah (492) Total: 51706	45353
Hutan (21521)	Air (197), Semak belukar / tegalan (2886), Kebun (807), Awan/Kabut (6603), Lahan terbuka (2598), Urban (611), Sawah (250) Total: 13952	7569
Kebun (26518)	Air (30), Semak belukar / tegalan (11213), Hutan (1399), Awan/Kabut (6914), Lahan terbuka (1013), Urban (600), Sawah (202) Total: 21371	5147
Awan/Kabut (12652)	Air (32), Semak belukar / tegalan (4907), Hutan (622), Kebun (879), Lahan terbuka (1514), Urban (481), Sawah (119) Total: 8554	4098
Lahan terbuka (45536)	Air (61), Semak belukar / tegalan (22303), Hutan (1078), Kebun (2653), Awan/Kabut (10065), Urban (1570), Sawah (151) Total: 37881	7655
Urban (5603)	Air (3), Semak belukar / tegalan (1662), Hutan (140), Kebun (285), Awan/Kabut (1524), Lahan terbuka (1499), Sawah (28) Total: 5141	462
Sawah (1356)	Air (9), Semak belukar / tegalan (462), Hutan (102), Kebun (106), Awan/Kabut (568), Lahan terbuka (23), Urban (74) Total: 1344	12

RIWAYAT HIDUP

Penulis dilahirkan di Bandarlampung Provinsi Lampung pada tanggal 29 September 1995. Penulis adalah anak kedua dari tiga bersaudara, anak dari pasangan Mohammad dan Wamiliana.

Penulis menempuh pendidikan Sekolah Menengah Atas di SMAS Al-Kautsar Lampung pada tahun 2010 hingga 2013. Kemudian penulis melanjutkan pendidikan sarjana di Departemen Ilmu Komputer IPB melalui jalur SNMPTN Undangan. Penulis berpengalaman di bidang organisasi kemahasiswaan yaitu Sekretaris Divisi Eksternal Himpunan Mahasiswa Ilmu Komputer (Himalkom) periode 2014–2015. Penulis pernah mengikuti program studi banding ke Universiti Putra Malaysia pada tahun 2015. Selain itu, penulis juga berpengalaman menjadi asisten praktikum mata kuliah Rangkaian Digital, Metode Kuantitatif, dan Data Mining.

Pertengahan tahun 2016, penulis melaksanakan Praktik Kerja Lapangan di Badan Pengkajian dan Penerapan Teknologi Serpong, Tangerang. Penulis mengikuti Program Sinergi S1-S2 pada tahun 2016 untuk melanjutkan studi jenjang magister di Departemen Ilmu Komputer IPB. Sebagian isi dari penelitian ini dalam proses publikasi pada *International Journal of Wildland Fire* dengan judul ‘*Estimation of Peatland Deforestation Caused by Fire in Rokan Hilir District, Riau Province, Indonesia Approached Using Spatial Data Mining Method*’.